

**5229 - ANÁLISIS Y DESARROLLO DE MÉTODOS PARA LA DETECCIÓN DE
APNEAS EN ELECTROCARDIOGRAMA**

*Memoria del Proyecto de Fin de Carrera
de Ingeniería Informática realizado por*

Alejandro Rodríguez Ibáñez

y dirigido por

**Eduard Montseny, Dept. Enginyeria de Sistemes, Automàtica i Informàtica
Industrial (UPC), Asesor profesional FICOSA S.A y Xavier Roca, Ciències de
Computació (UAB).**

Bellaterra, 13 de Septiembre de 2013



El sotasignat, Xavier Roca Marva

Professor/a de l'Escola Tècnica Superior d'Enginyeria de la UAB,

CERTIFICA:

Que el treball a què correspon aquesta memòria ha estat realitzat sota la seva direcció per en

I per tal que consti firma la present.

Signat: Xavier Roca Marva.

Bellaterra, 13 de Septembre de 2013

Normativa Projectes Fi de Carrera d'Enginyeria Informàtica

El sotasignat, Daniel Bande
de l'empresa, FICOMIRRORS S.A.

CERTIFICA

Que el treball a què correspon aquesta memòria ha estat
realitzat en l'empresa sota la seva supervisió mitjançant conveni
específic de cooperació educativa per la realització de pràctiques acadèmiques
firmat amb la Universitat Autònoma de Barcelona.

Així mateix, l'empresa en té coneixement i dóna el vist-i-plau al
contingut que es detalla en aquesta memòria.

Signat:



....., 18 de Gener del 2013

Agradecimientos

Quiero agradecer a mi familia el soporte que me ha dado siempre, en especial a mi hermana Noelia por su soporte técnico.

A mi novia, Rocío, por soportarme especialmente mientras desarrollaba el proyecto y por darme todo su apoyo.

A los directores del proyecto, Eduard y Xavier, por el tiempo que han invertido en el proyecto.

A mis compañeros de trabajo en Ficosa, haciendo que mi estancia allí fuera genial.

Finalmente, agradecer a todos mis compañeros de universidad por todos estos años inolvidables. En especial al PouTeam: Raúl, Julián, Matarín, Enric, Geone, Oscar, Javi, Xavi...

Índice

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN.....	11
1.1 OBJETIVOS DEL PROYECTO	12
1.2 FISIOLÓGÍA DEL SISTEMA CARDIACO Y RESPIRATORIO	13
1.2.1 EL SISTEMA NERVIOSO AUTÓNOMO.....	13
1.2.2 VARIABLES SELECCIONADAS PARA EL ESTUDIO	16
1.2.3 FISIOLÓGÍA DE LA APNEA	17
1.2.4 FISIOLÓGÍA DEL ELECTROCARDIOGRAMA	19
1.3 ESTADO DEL ARTE.....	22
1.3.1 DETECCIÓN DE APNEAS MEDIANTE POLISOMNOGRAFÍA	22
1.3.2 TÉCNICAS BASADAS EN LA SEÑAL DE ESFUERZO TORÁCICO.....	23
1.3.3 TÉCNICAS BASADAS EN LA SEÑAL DE ELECTROCARDIOGRAMA. ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DEL RITMO CARDIACO -HRV-.	24
1.3.4 TECNOLOGÍAS ACTUALES PARA LA DETECCIÓN DE SOMNOLENCIA EN VEHÍCULOS. .	29
1.4 SOLUCIÓN PROPUESTA.	30
CAPÍTULO 2: REGISTROS Y MÉTODOS UTILIZADOS.....	33
2.1 REGISTROS ANALIZADOS.....	33
2.2 PRE-PROCESADO DE LA SEÑAL	36
2.2.1 FILTRO PASO BANDA.....	37
2.2.2 EROSIÓN DE LA SEÑAL PARA DISTINCIÓN DE PICOS R	38
2.3 OBTENCIÓN DE LA SECUENCIA RR.....	40
2.3.1 UMBRAL ADAPTATIVO.....	40
2.3.2 SECUENCIA RR ROBUSTA	43
2.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS	46
2.4.1 TIPOS DE REGIONES A CONSIDERAR.....	46
2.4.2 ÍNDICES DE VARIABILIDAD DE LA SEÑAL	49
2.4.3 ESTRUCTURA GENERAL DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE APNEAS	51
2.4.4 CARACTERIZACIÓN DEL SUJETO	52

2.4.5	BÚSQUEDA DE REGIONES DE LUCHA MEDIANTE ANÁLISIS DE FRECUENCIAS	56
2.4.6	VALIDACIÓN DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE REGIONES DE LUCHA	63
2.4.7	HEURÍSTICA DE CLASIFICACIÓN DE REGIONES DE APNEA.....	66
2.4.8	VALIDACIÓN DEL ALGORITMO CLASIFICADOR DE APNEAS	82
CAPÍTULO 3: RESULTADOS OBTENIDOS Y CONCLUSIONES.....		83
3.1	RESULTADOS DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE REGIONES DE LUCHA.	83
3.2	RESULTADOS DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE APNEAS.....	89
3.3	CONCLUSIONES	94
3.4	POSIBLES MEJORAS	96
REFERENCIAS.....		97
ANEXO 1: ALGORITMOS.....		99
ANEXO II: PLANIFICACIÓN.....		114

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

La investigación biomédica siempre ha dependido de especialistas como biólogos, médicos, físicos etc. que debían de analizar manualmente grandes cantidades de datos de pacientes, obtenidos de instrumentos electrónicos de los cuales dependían para poder dar viabilidad a un estudio. En muchos casos esos instrumentos electrónicos debían de ser calibrados mediante técnicas dificultosas para obtener unos datos útiles.

Para buscar la forma de facilitar gran parte del trabajo de los especialistas, la ingeniería informática supuso un gran avance. Los profesionales ingenieros trataron de modelar y elaborar herramientas e instrumentos que puedan ayudar a la investigación sin un vasto conocimiento de la biología, la medicina o la física. Una labor multidisciplinaria donde ingenieros y especialistas colaborasen para realizar proyectos conjuntos donde la eficiencia y el valor de investigación fueran objetivos a perseguir.

El procesamiento de señales e imágenes es fruto de esa *joint venture*. Se elaboraron métodos para obtener diagnósticos más precisos y rápidos, y formas eficientes de almacenamiento y acceso a la información. En resumen, la ingeniería biomédica trata de mantener el bien estar humano aplicando técnicas de ciencias exactas.

El cuerpo humano es un mar de señales bioeléctricas, las cuales pueden ser extraídas para ser debidamente procesadas. Dichas señales reflejarían su estado y serían válidas para detectar ciertas patologías.

En el caso que concierne a este proyecto, se procesará la señal electrocardiográfica con la intención de poder caracterizar y cuantificar la apnea por lucha, que son fácilmente detectables en la señal respiratoria.

Esta memoria está dividida en tres capítulos y un anexo. En el primer capítulo se introduce los conceptos básicos necesarios para realizar el proyecto; en el segundo capítulo, se introducen los registros y los métodos utilizados; en el tercer capítulo se

presentan los resultados obtenidos y la conclusión final; en los anexos se encuentra el código de los algoritmos desarrollados y debidamente comentados.

1.1 OBJETIVOS DEL PROYECTO

El trastorno del sueño es una enfermedad que puede ocasionar múltiples trastornos en su vida cotidiana, pero solo una minoría de la población tiene diagnosticado el problema y son conscientes de los problemas derivados de este trastorno, como por ejemplo la somnolencia diurna.

La Dirección General de Tráfico indica en su informe del 2010 [1] que la somnolencia al volante es una de las mayores causas de accidentes en las carreteras, entre el 15% y el 20%, de los accidentes con víctimas. Estos síntomas de somnolencia generalmente son ocasionados por trastornos relacionados con el sueño. Por lo tanto, existe la necesidad de buscar métodos sencillos y usables en cualquier situación para poder advertir al usuario que su estado actual no es el idóneo para realizar ciertas acciones.

El objetivo principal de este proyecto es analizar y desarrollar diferentes métodos y algoritmos para poder detectar la apnea por lucha, síntoma de somnolencia diurna, utilizando señales fisiológicas que puedan ser obtenidas con sensores sin contacto, como por ejemplo el Electrocardiograma -ECG-.

El objetivo principal se dividirá en varios objetivos específicos:

- En primer lugar, estudiar cómo afecta la apnea por lucha a la variabilidad de la señal cardiorrespiratoria, registrada con sensores con contacto.
- Estudio estadístico para la diferenciación entre las regiones de lucha y vigilia.
- Análisis de características de la apnea para su caracterización y posterior búsqueda en las regiones de lucha clasificadas anteriormente.
- Desarrollar algoritmos para la detección de regiones de lucha y apnea por lucha.

- Analizar la correlación entre los resultados obtenidos por los algoritmos y la señal Gold Standard extraída de señal de control -señal de esfuerzo torácico- por un especialista en sueño. Determinar la fiabilidad del algoritmo.

1.2 FISIOLÓGÍA DEL SISTEMA CARDIACO Y RESPIRATORIO

El sistema cardio-respiratorio comprende los sistemas cardiaco, encargado de la circulación sanguínea por el cuerpo, y el sistema respiratorio, encargado de oxigenar ésta sangre. Ambos sistemas están contralados por el Sistema Nervioso Autónomo en el cual se profundizará en los apartados siguiente.

1.2.1 EL SISTEMA NERVIOSO AUTÓNOMO

Tal y como Dra. Teresa Silva Costa Gomes expone en [10], el sistema nervioso autónomo -SNA- se divide en dos subsistemas: El sistema Simpático o Adrenérgico y el sistema Parasimpático o Colinérgico, también conocido como Vagal, los cuales controlan una gran diversidad de las funciones viscerales del organismo y su función principal es la de mantener el equilibrio del organismo en respuesta a alteraciones del medio interno o estímulos exteriores -Figura 1-.

El sistema Simpático está dirigido al mantenimiento de la vigilia mientras que el Parasimpático es el causante de la somnolencia y el sueño. La actividad del SNA es totalmente involuntaria e implica cambios en la frecuencia y la amplitud de variables fisiológicas tales como la respiración y el electrocardiograma.

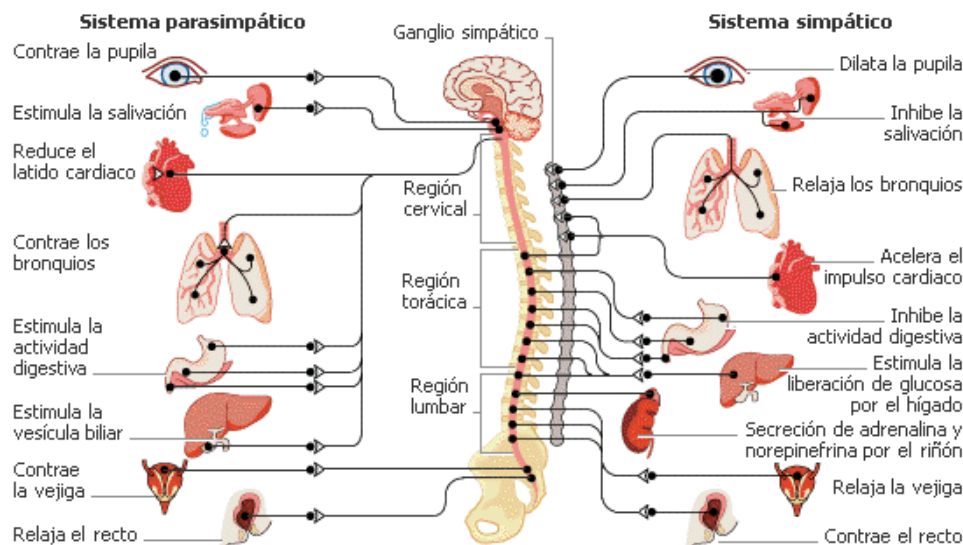


Figura 1: Esquema del sistema nervioso autónomo (SNA)

BALANCE SIMPÁTICO-VAGAL EN EL SISTEMA CARDIACO

Los estados de relajación que conducen a la somnolencia están controlados por el equilibrio del sistema Simpático-Vagal. Al activarse el sistema Vagal, este provoca una disminución de la frecuencia cardíaca y la fuerza de contracción del miocardio por múltiples mecanismos como:

- Disminución de la velocidad de despolarización del nodo sinusal.
- Retraso de la conducción de los impulsos a su paso por la musculatura auricular.
- Alargamiento del periodo refractario.
- Disminución de la velocidad de conducción a través del nódulo auriculoventricular.
- Inhibición de las terminaciones nerviosas del sistema nervioso simpático sobre las fibras miocárdicas.

A su vez, la activación del sistema Simpático produciría los efectos contrarios, provocando aumento de la frecuencia cardíaca que desencadena en una oxigenación de los tejidos propia de estados de alerta.

BALANCE SIMPÁTICO-VAGAL EN EL SISTEMA RESPIRATORIO

La respiración es el resultado de la contracción y relajación de diversos músculos de la cavidad torácica creando presiones negativas y positivas que mueven el aire adentro y afuera de los pulmones. Hay dos grupos de músculos; aquellos como el diafragma, que causan el movimiento hacia arriba y hacia abajo, cambiando el tamaño de la cavidad torácica en la dirección vertical y aquellos que mueven las costillas hacia arriba y hacia abajo para cambiar el diámetro antero-lateral del tórax. Esto genera ciclos de inspiración expiración del aire creando un volumen corriente que depende de la amplitud pulmonar. En el proceso de respiración se pueden analizar, entre otros, dos parámetros importantes:

- Frecuencia respiratoria
- Amplitud respiratoria

La frecuencia respiratoria se define como las veces que se respira -ciclo de respiración: se contraen y se expanden los pulmones- por unidad de tiempo, normalmente en respiraciones por minuto. La amplitud respiratoria es indicativa del volumen de llenado pulmonar. En condiciones de reposo la frecuencia respiratoria alcanza unos valores medios de 12 respiraciones por minuto. En nuestro caso se utilizan estas variables porque pensamos que sí reflejan el paso de vigilia a fatiga debido a que, igual que la señal cardíaca, la señal respiratoria es una variable que está regida por el sistema Simpático-Vagal. Se registra la respiración a partir de la medida del esfuerzo torácico adquirida con una banda pletismográfica.

En la figura 2, se puede apreciar la señal de esfuerzo torácico de una región de vigilia - Figura 2: a)-, que se caracteriza por tener una amplitud y una frecuencia estables; y de una región de lucha, que se caracteriza por la alta variabilidad tanto en amplitud como en frecuencia.

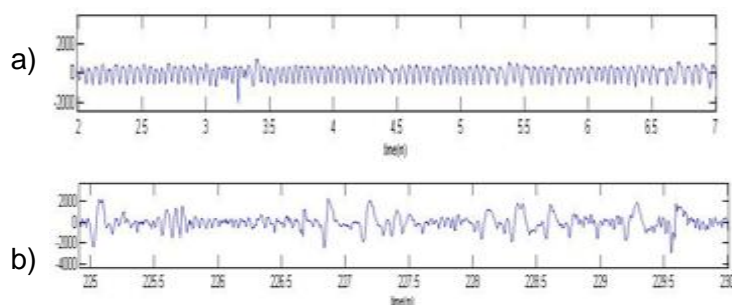


Figura 2: La figura (a) corresponde a una señal de esfuerzo torácico donde predomina el sistema simpático (sujeto en vigilia). La figura (b) corresponde a una señal de esfuerzo torácico donde predomina el sistema Vagal y se puede observar la lucha del sujeto por mantenerse despierto como un desequilibrio de los dos sistema, que provoca elevada variabilidad entre ciclos en la señal.

1.2.2 VARIABLES SELECCIONADAS PARA EL ESTUDIO

Para seleccionar qué variables son útiles para el estudio de somnolencia, se ha basado primero en la intrusividad del sistema de medida y también en la posibilidad de medir esta variable en un futuro con un sistema no intrusivo. Además las variables deben estar relacionadas con el sistema Simpático-Vagal para asegurar que se dan cambios al pasar de vigilia a somnolencia y que tales cambios se ven reflejados en ambas señales. Las variables seleccionadas fueron las siguientes:

- Electrocardiograma -Derivación 1-.
- Esfuerzo torácico -Respiración-.

El electrocardiograma será la señal a estudiar y la señal de esfuerzo torácico será la señal de control, ya que todos los sucesos referentes a somnolencia son muy visibles en la señal de esfuerzo torácico y poseen patrones muy claros. En cambio en el electrocardiograma y en sus señales derivadas resulta mucho más complicado caracterizar estos sucesos.

1.2.3 FISIOLÓGÍA DE LA APNEA

La Apnea, por definición, se considera el cese total de la respiración de forma involuntaria.

El síndrome de la apnea del sueño -SAS- es considerado como una enfermedad en la cual el sujeto deja de respirar repetidamente durante un tiempo determinado, de al menos 10 segundos, de forma sucesiva y mientras duerme.

Los efectos secundarios son trastornos del sueño como somnolencia diurna, apneas por lucha, trastornos neuropsiquiátricos o cardiorrespiratorios, entre otros. En el caso más extremo, el síndrome de la apnea del sueño provoca un descanso de mala calidad ya que el sujeto pasa de un sueño profundo a sueño liviano impidiendo el correcto descanso, lo cual provoca somnolencia diurna y puede llegar a ser peligroso en algunas acciones cotidianas del día a día.

Esas tareas repetitivas y que se realizan de forma automática, se consideran como las más peligrosas para la aparición de síntomas de somnolencia, como por ejemplo realizar trabajos monótonos o, en el caso del estudio siguiente, la conducción de vehículos por zonas habituales.

Para poder diagnosticar si un paciente padece alguno de estos síndromes, actualmente es necesario hacer un análisis exhaustivo llamado Polisomnografía, análisis que se realiza dentro de un ámbito hospitalario y guiado por profesionales del sueño. Este análisis es el más efectivo y el más fiable, pero al mismo tiempo, es un estudio que no se puede trasladar a otros ámbitos dada la complejidad de éste.

EL CONCEPTO DE LA APNEA POR LUCHA

Cuando un sujeto sufre un cuadro de somnolencia, presenta una lucha por no quedarse dormido. Esta lucha se caracteriza por una variabilidad muy alta de la señal respiratoria, presentando bostezos; suspiros; apneas y patrones caóticos. Del mismo modo, el sistema parasimpático que controla la respiración, también controla los ciclos eléctricos

del corazón, lo que provoca que haya una correlación muy fuerte entre lo que sucede en la señal respiratoria y lo que sucede en la señal cardíaca.

La apnea debida a lucha por somnolencia no es una apnea patológica, por lo tanto no está derivada de ninguna enfermedad del sueño, pero es un indicador muy evidente de somnolencia. Pueden durar entre 4 y, como máximo, unos 10 segundos [2], a diferencia que las apneas patológicas que para considerarse significativas deben de durar más de 10 segundos.

OTROS TIPOS DE APNEA

Se puede distinguir, además, otros tres tipos de apneas, en esta ocasión apneas patológicas:

1. Apnea Obstructiva
2. Apnea Central
3. Apnea Mixta

La apnea obstructiva se produce debido a la excesiva relajación de los músculos del cuello impidiendo el paso de aire a los pulmones. Se puede distinguir por apreciar esfuerzo torácico y ronquidos ya que el paciente hace el intento de respirar. Normalmente la duración de una apnea obstructiva es de 10 segundos aproximadamente.

La apnea central es debida a la incapacidad cerebral de enviar impulsos a los músculos que controlan la respiración, por lo tanto no existe esfuerzo torácico.

Por último, la apnea mixta se puede caracterizar como una apnea que comienza como central y termina con un componente obstructivo.

1.2.4 FISIOLÓGÍA DEL ELECTROCARDIOGRAMA

El electrocardiograma es la representación gráfica de la actividad bioeléctrica del corazón, obtenido mediante electrocardiógrafo. Tiene una función relevante en el cribado y diagnóstico de las enfermedades cardiovasculares, alteraciones metabólicas y la predisposición a una muerte súbita cardíaca. También es útil para saber la duración del ciclo cardíaco.

El electrocardiograma, como análisis médico, es ampliamente utilizado para valorar la condición del corazón en forma no invasiva. Dicha prueba se usa para evaluar el estado del sistema de conducción del corazón, el del músculo, y también la aparición de ritmos patológicos causados por daño al tejido conductor de las señales eléctricas, u otros trastornos no-cardíacos.

El electrocardiograma tiene una amplia gama de usos:

- Determinar si el corazón funciona normalmente o sufre de anomalías -por ejemplo, latidos extra o saltos – arritmia cardíaca-.
- Indicar bloqueos coronarios arteriales -durante o después de un ataque cardíaco-.
- Se puede utilizar para detectar alteraciones electrolíticas de potasio, sodio, calcio, magnesio u otros.
- Permitir la detección de anomalías conductivas -bloqueo auriculo-ventricular, bloqueo de rama-.
- Mostrar la condición física de un paciente durante un test de esfuerzo.
- Suministrar información sobre las condiciones físicas del corazón -por ejemplo, hipertrofia ventricular izquierda-.

MORFOLOGÍA DE LA SEÑAL

La secuencia típica de un electrocardiograma registrando un latido cardíaco normal consiste en una onda P, un complejo QRS -duración de entre 0.06 y 0.1 segundos- y una onda T. Estos son eventos eléctricos que no deben ser confundidos con los eventos mecánicos correspondientes, es decir, la contracción y relajación de las cámaras del corazón. Así, la contracción ventricular comienza justo después del inicio del complejo QRS y culmina justo antes de terminar la onda T. La relajación y relleno ventricular,

comienza después que culmina la contracción ventricular correspondiendo con la contracción de las aurículas, justo después de iniciarse la onda P.

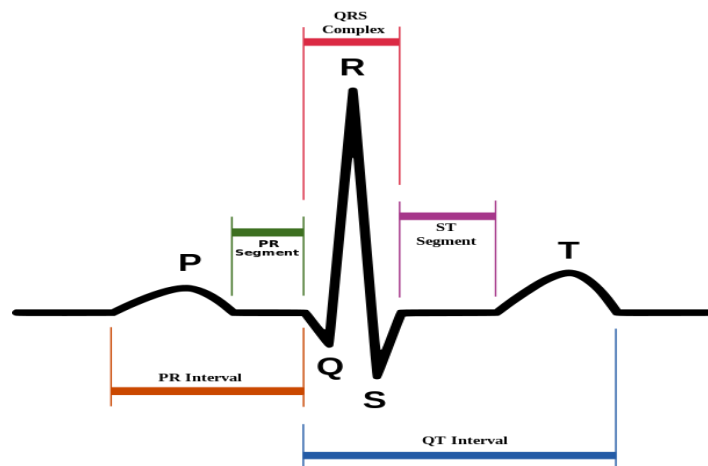


Figura 3: Morfología teórica del ECG

VARIABILIDAD DEL RITMO CARDIACO: SECUENCIA RR

Una de las señales derivadas más utilizadas es el llamado intervalo RR y nos indica el tiempo existente entre cada latido del corazón. Dicho de otro modo, son las diferencias de tiempo (en milisegundos) entre dos pulsaciones consecutivas, más concretamente el tiempo que pasa de una contracción ventricular a la siguiente, de ahí su nombre: RR, por que la onda R es la que se corresponde con dicha contracción.

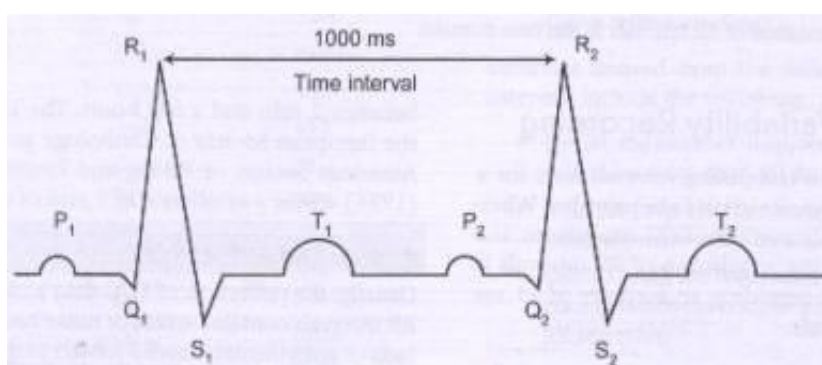


Figura 4: Método de obtención del intervalo RR

Hay que considerar que la secuencia RR no es una señal que esté muestreada uniformemente. Esto originó la investigación sobre una gran cantidad de métodos para

corregir los efectos del muestreo no uniforme aunque el más comúnmente utilizado es la interpolación de la señal.

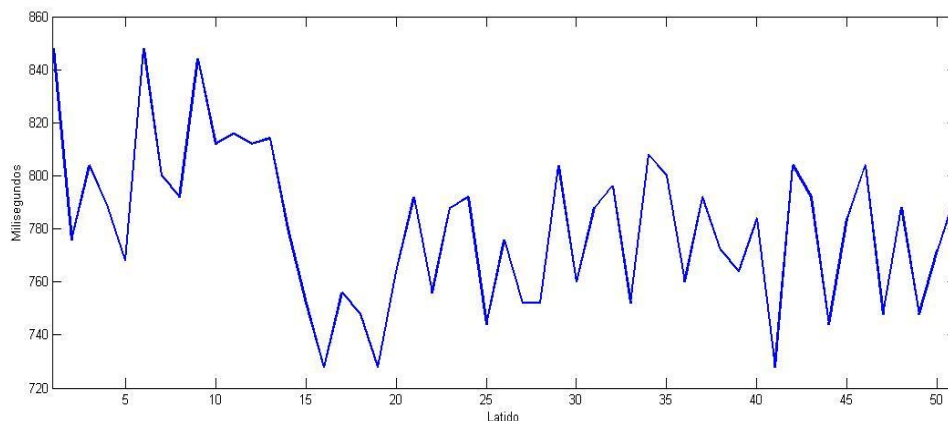


Figura 5: Morfología de la secuencia RR.

La secuencia RR es una señal derivada idónea para el análisis de variabilidad del ritmo cardiaco, ya que sobre ella se pueden calcular todo tipos de índices estadísticos que determinan su variabilidad. La connotación negativa es que es extremadamente sensible a artefactos, provocados por una mala detección de los picos R, producido normalmente por ruido proveniente de movimiento, musculatura, respiración, etc.

También hay que tener en cuenta que la secuencia RR es una señal con una alta variabilidad ya en estado normal, debido a que hay muchos factores que influyen sobre ella, tanto externos como internos. Esto hecho puede hacer que sea complicado determinar patrones claros debido a lo caótico de la señal.

1.3 ESTADO DEL ARTE

En este apartado se muestra un estudio sobre los métodos utilizados actualmente para la detección de apneas.

1.3.1 DETECCIÓN DE APNEAS MEDIANTE POLISOMNOGRAFÍA

Según el estudio de la Dra. Alonso Álvarez [6], la polisomnografía es una técnica neurofísica que estudia el sueño mediante el registro de diferentes parámetros fisiológicos. En el estudio el paciente es sometido a tres análisis básicos: Electroencefalografía -EEG-, Electromiografía -EMG- y Electrooculografía -EOG- y otros complementarios como son Electrocardiografía (ECG), oximetría del pulso, esfuerzo torácico, CO₂ transcutáneo, registro de sonidos y monitorización en video [6].

El estudio se debe de realizar en un laboratorio del sueño, donde el paciente, una vez monitorizado, debe dormir espontáneamente durante 8-10 horas en las cuales el polígrafo registra las variables fisiológicas. Una vez realizado, los registros se analizan por especialistas del sueño.



Figura 6: Paciente realizando Polisomnografía

La monitorización -Figura 6- consiste en colocar una serie de electrodos superficiales en la cara, cuerpo y cuero cabelludo con una sustancia adhesiva, y una banda plestiomográfica ajustable en el tórax y abdomen.

Es la técnica más completa que existe sobre el estudio del sueño, ya que recoge multitud de variables relacionadas con el sueño y posteriormente son analizadas por especialistas del sueño.

1.3.2 TÉCNICAS BASADAS EN LA SEÑAL DE ESFUERZO TORÁCICO

La señal de esfuerzo torácico es proporcional la variación de amplitud de la caja torácica durante la respiración. Comúnmente se mide con una banda plestimográfica ubicada alrededor del tórax de manera que al expandirse la caja torácica, la banda se expande y cuantifica estas variaciones en forma de ciclos de inspiración-espирación consecutivos.

Uno de los usos de la señal de esfuerzo torácico es la detección de apneas durante el sueño. Para estos diagnósticos se registra la señal de esfuerzo torácico mediante una banda inductiva continuamente durante las horas de sueño del paciente. El análisis de la señal se hace de forma visual por parte de un médico especialista en sueño -Figura 7-.

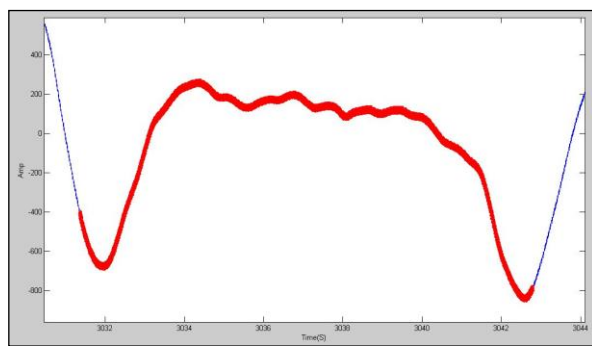


Figura 7: Apnea encontrada en sujeto th_09.

El principal inconveniente de este sistema es que la señal debe ser filtrada adecuadamente ya que la banda es muy sensible al movimiento de la persona y al ruido que se pueda generar exteriormente -vibraciones-, lo cual dificulta mucho la detección de patrones. A parte, para analizarla visualmente, es necesario contar con un especialista del sueño que detecte las apneas en todo el registro.

Como punto positivo, la detección visual de apneas es posible ya que existen patrones muy definidos de apnea según el tipo, descritos en [7], lo que simplifica más la

localización. Se puede considerar suficientemente fiable como para ser usada como señal de control.

1.3.3 TÉCNICAS BASADAS EN LA SEÑAL DE ELECTROCARDIOGRAMA. ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DEL RITMO CARDIACO -HRV-.

Un método emergente es la detección de apneas mediante la señal cardiaca -ECG-. Este método surge de la voluntad de desarrollar un modo eficiente y menos costoso para poder analizar los trastornos del sueño a partir de un registro fisiológico más sencillo de obtener que el resto, existiendo la posibilidad de desarrollar métodos de obtención de ECG sin contacto. Por el contrario es una señal a la cual se acoplan muchas otras -electromiograma y respiración-, a parte del ruido de alta frecuencia y requiere un filtrado muy cuidadoso ya que se pueden eliminar componentes de la secuencia QRS dependiendo del filtrado utilizado.

Los sistemas desarrollados se pueden clasificar en distintos métodos de análisis de la variabilidad del ritmo cardiaco -HRV-, que son utilizados tanto para la detección de apneas como para estudios de análisis del sueño. Se estudiará cómo afectan los dos sistemas reguladores del organismo como son los sistemas simpático y parasimpático. Los métodos estudiados están clasificados principalmente como estadísticos y espectrales.

Análisis mediante técnicas espectrales.

Las técnicas basadas en el estudio del espectro de la señal se llevaron a cabo ante la imposibilidad de separar la variabilidad del ritmo cardiaco del sistema Vagal -o parasimpático- del sistema simpático, cosa muy difícil de lograr con los métodos estadísticos, que evalúan la señal como un todo [4].

Prof. Miguel Ángel García [4], relaciona una consecución de apneas con una bajada de la frecuencia cardíaca y un aumento de la variabilidad de la señal, es posible que sea conveniente analizar los sistemas por separado para ver cuál es el que más afecta a nuestro problema. Según el autor, los métodos espectrales son una buena herramienta para investigar con detalle las causas que originan la variabilidad del ritmo cardíaco. Por el contrario es complicado determinar los umbrales que determinan la alta y baja frecuencia, se tiende a sobrestimar. También es un problema el exceso de artefactos en el cálculo de la secuencia RR, aunque existen métodos para subsanar este problema.

A continuación se incluye un método [3] de detección basado en técnicas espectrales que resulta interesante por el uso de la potencia del espectro de la señal y de un autómata para calibrar los umbrales que determinan la detección de la variación producida por la apnea.

1.3.3.1.1 *Analizador autómata de variaciones cíclicas en la frecuencia cardíaca mediante la potencia del espectro.*

Thomas Penzel en [3] realiza un estudio sobre desordenes de respiración en sueño, basado en la detección de variaciones cíclicas de la frecuencia cardíaca, a partir de ahora CVHR, mediante la variación cíclica de la frecuencia cardíaca, utilizando un autómata para realizar el aprendizaje.

De una señal electrocardiográfica en crudo, el autor extrae el patrón QRS mediante una correlación entre la misma señal ECG y una señal artificial e ideal creada a partir de los valores normativos del ECG. La señal resultante la procesa para extraer los tiempos del segmento R-R y de esta forma obtener la frecuencia cardíaca -heart rate-, también la procesa posteriormente por la Transformada Rápida de Fourier para poder ver el espectro frecuencial.

Comparando muestras de pacientes con desorden respiratorio en sueño y sin él, el autor pudo observar que el CVHR aparece de forma cíclica cada 25-100s o bien 0.01 – 0.04

Hz, con lo que el cálculo de la potencia de la señal en esa región espectral puede indicar, si supera cierto umbral, si el paciente padece o no el desorden respiratorio.

Dicho umbral de detección lo calcula a través del entrenamiento del modelo, asignándole el valor en el cual se consigue el punto más alto de aciertos en el conjunto de validación.

Los resultados obtenidos por el algoritmo de Thomas Penzel [3] son de un 77% de tasa de acierto, con una sensibilidad del 96% y una especificidad del 50%. En este último punto es negativo, ya que el método no da unos resultados convincentes puesto que la tasa de falsos positivos es muy alta, lo que significa en este caso que el algoritmo determina como paciente enfermo al 50% de los pacientes sanos. Como punto positivo, la sensibilidad del algoritmo es muy alta.

Análisis mediante técnicas estadísticas.

El análisis estadístico [4] dentro del ámbito del estudio de señales es tan antiguo como útil ya que es el método más utilizado para desarrollar herramientas de diagnóstico debido a su versatilidad y robustez.

En el caso del análisis de variación del ritmo cardíaco, el análisis estadístico fue el primer método utilizado debido a que las técnicas estadísticas eran más conocidas dentro de los expertos en el campo de la medicina. Entonces los métodos espectrales no contaban con la aprobación de los médicos como sistema fiable.

En la analítica se utilizan índices calculados al procesar la señal para determinar el grado de variabilidad utilizando especialmente la secuencia RR o frecuencia cardíaca. Es posible calcular una multitud de índices según la información que se quiere obtener, todos ellos con sus ventajas e inconvenientes. Según el índice escogido se puede o no observar todas las causas que modulan el ritmo cardíaco.

De este modo se puede distinguir entre dos tipos de índices.

- Índices que estiman la anchura del histograma de la secuencia RR.

- Índices que estiman la anchura del histograma de las diferencias absolutas de la secuencia RR.

En el caso del cálculo de la anchura del histograma RR, este refleja la variabilidad del ritmo cardiaco debido a todas las causas que lo modulan, como por ejemplo la frecuencia respiratoria, la presión sanguínea, etc. No es selectivo en este aspecto y el resultado únicamente muestra la variabilidad de la señal según la anchura de su histograma -Figura 8-.

En el otro tipo de índice, se obtiene más información con lo cual se puede ser más selectivos ya que se extrae información de la excitación del sistema parasimpático, encargado del descanso y la relajación del organismo.

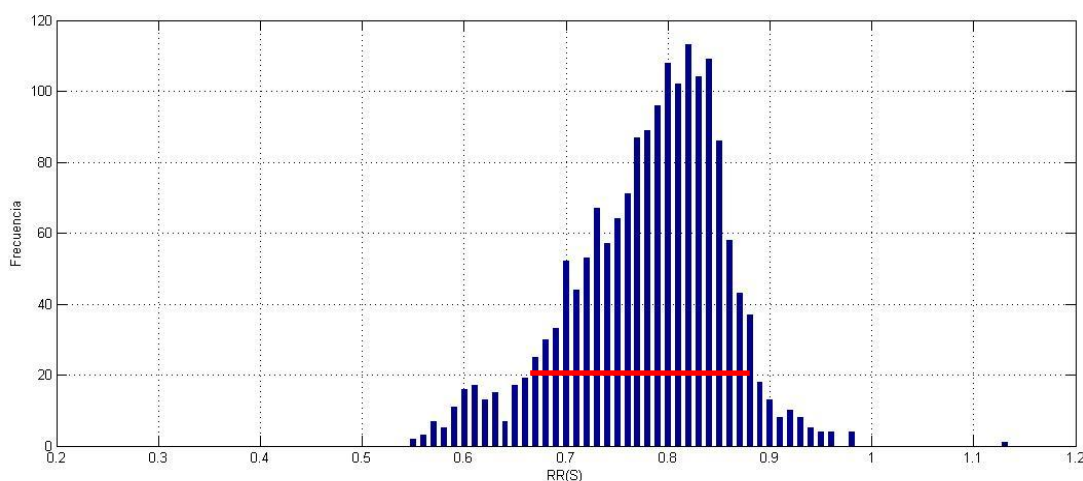


Figura 8: Histograma de la secuencia RR sobre 1800 muestras, el umbral para calcular la anchura es de 20 repeticiones.

También el autor considera muy útil, para el cálculo del ancho del histograma de la secuencia RR, la desviación estándar –SDRR-. Este índice es más utilizado en registros de poca duración ya que la variación se muestra más determinante cuanto menos valores se tengan. En el caso de utilizarla en registros más largos, recomienda el uso de ventanas para obtener un resultado más acorde a la realidad. El problema que tiene este método según el autor, es que es extremadamente sensible a artefactos. Los artefactos son “datos erróneos” que se obtienen al extraer la onda QRS, calculo previo a la

obtención de la secuencia RR. Por poner un ejemplo, en el cálculo de la onda QRS se puede dar el caso de que se detecte una onda S como R -Falso positivo-, eso se considera un artefacto. Como puntos a favor, el autor destaca que la desviación estándar tiene una correlación muy alta con otros índices, lo que la hace una muy buena opción para calcular el ancho del histograma de la secuencia RR.

El cálculo de la desviación estándar de la secuencia RR está definido por la siguiente fórmula:

$$SDRR = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N RR(n) - AVRR}{N - 1}}$$

También destaca el índice MIRR -Margen intercuartil de la secuencia RR-, un índice de cálculo rápido muy bien correlacionado con la desviación estándar y robusto ante artefactos. Está definido por la siguiente fórmula:

$$MIRR = Q3 - Q1$$

Donde Q1 es el cuartil de menor valor de los RR y Q3 es el de mayor valor. Q2 sería la mediana de los valores RR. De esta forma se eliminan los artefactos de alta y baja frecuencia.

El índice PNN50, es utilizado para medir la variabilidad del ritmo cardiaco en registros de 24 horas. Para ello contabiliza el número de intervalos RR que superan los 50 milisegundos y calcula la frecuencia de aparición de estos. De este modo, el autor de la tesis, es capaz de contabilizar la variabilidad de la señal.

De forma análoga al índice anterior, el HRVindex hace una estimación de la variabilidad de la secuencia RR. Es considerado por el autor como una alternativa robusta a la Desviación Estándar.

$$HRV_{Index} = \frac{N}{Frec. Modal}$$

Donde N es el número total de intervalos RR de un registro de 24 horas y la Frecuencia Modal es la frecuencia de repetición de la moda dentro de la secuencia RR.

También se puede utilizar técnicas estadísticas para calcular la potencia del espectro de frecuencia. El índice BW50, descrito en [5], calcula la banda de frecuencias que incorporan el 50% de la potencia de la señal, que refleja la variabilidad por la lucha del sujeto para no quedarse dormido.

En conclusión, los métodos estadísticos son un buen método de análisis de variabilidad de señales puesto a que se pueden calcular gran cantidad de índices con sus propias ventajas e inconvenientes. Todo dependiendo de la cantidad de información que se desea obtener.

1.3.4 TECNOLOGÍAS ACTUALES PARA LA DETECCIÓN DE SOMNOLENCIA EN VEHÍCULOS.

En FICOSA S.A se han estudiado durante años la relación entre somnolencia diurna y la aparición de apneas -incluidas en patrones caóticos- entre otros patrones respiratorios [2]. En estos momentos desarrollan algoritmos que determinan el nivel de fatiga del usuario según la lucha, todo en base a la señal de esfuerzo torácico adquirida con una banda plestimográfica.

Hay otros métodos para poder prever síntomas de somnolencia o fatiga al volante. Por ejemplo, compañías como Volkswagen han desarrollado sistemas que analizan el grado de giro del volante. De este modo, pueden contabilizar el número de correcciones que hace el conductor mientras conduce. Si las correcciones son bruscas y no tienen un patrón determinado, se puede deducir que el conductor no está pendiente del carril [8].

También hay sistemas que reconocen las líneas del carril, el cual detecta la distancia entre la línea izquierda del carril y puede calcular la trayectoria que sigue el vehículo. De esta forma, se pueden detectar cambios bruscos de carril y penalizar al conductor.

Sistemas de detección con cámara se puede encontrar PERCLOS [9], que consiste en una cámara de alta definición que enfoca a rostro del usuario, detectando la frecuencia de parpadeo y el grado de oclusión del parpado, detectando patrones de somnolencia cuando hay una alta frecuencia de parpadeo y un grado de abertura del parpado menor de lo normal.

Toyota [8], en cambio, se ha querido fijar más en variables fisiológicas como el Electrocardiograma -ECG- para desarrollar un prototipo de volante que es capaz de recoger esta señal con sensores sin contacto y procesarla, para detectar el grado de somnolencia a través de la variabilidad del ritmo cardíaco.

1.4 SOLUCIÓN PROPUESTA.

Para la realización del proyecto se realizarán diversos algoritmos, que analizarán los registros de la base de datos. En una primera fase, estos algoritmos no serán en tiempo real y los registros son obtenidos con sensores con contacto, por lo que como trabajo futuro sería una buena implementación a fin de permitir un análisis en tiempo real y obteniendo las señales de sensores sin contacto.

En un primer lugar, una vez seleccionados los registros de la base de datos a analizar, hay que realizar un preprocesado de la señal, para eliminar todo el ruido procedente tanto del exterior -vibración, movimientos- como del propio sujeto -señal acoplada de respiración y electromiograma en la señal cardíaca-. Para ello lo más óptimo es realizar un filtro pasa banda para la eliminación de diversos tipos de ruido (vibración, movimiento y red) y procesos de erosión para remarcar las características que se quieren encontrar. Una vez procesadas las señales se realiza la extracción de características de cada una.

En el análisis de la señal de Electrocardiograma, en primer lugar se obtendrá la secuencia RR extraída a partir de la onda QRS, con esta secuencia se obtiene la frecuencia cardíaca -Heart rate- y la secuencia RR. Se estudiará la variabilidad de la señal de secuencia RR mediante técnicas estadísticas [4] para la localización de regiones de lucha y técnicas de caracterización morfológica de la apnea en la secuencia RR para su detección. Una vez obtenidos los puntos donde se detecta la apnea por lucha, se

procederá a calcular la correlación con la señal de control -esfuerzo torácico- y se obtendrá el grado de fiabilidad del algoritmo.

La base de datos de evaluación es propia de FICOSA S.A, que consta de 10 ensayos realizados en simulador de conducción en el Instituto de Biomecánica de Valencia –IBV-, con registros en privación de sueño y en vigilia de sueño. Si bien indicar que el alto índice de somnolencia que mostraban 6 de los 8 ensayos, se ha optado a utilizar los 2 restantes para realizar la validación del algoritmo. De cada ensayo, de unos 100 minutos de duración, se utilizan las señales ECG y esfuerzo torácico, esta última ejerciendo de señal de control para la detección de apneas. Los registros obtenidos están muestreados a 250 Hz.

El proyecto se realizará en FICOSA S.A en colaboración con la Universidad Politécnica de Catalunya, en la cual se están desarrollando algoritmos de análisis de variabilidad de la señal de esfuerzo torácico para la detección de somnolencia.

CAPÍTULO 2: REGISTROS Y MÉTODOS UTILIZADOS

En el siguiente capítulo se presentan los procesos llevados a cabo para conseguir el objetivo fundamental que es el análisis y desarrollo de métodos para la detección de la apnea por lucha mediante técnicas estadísticas.

Cada bloque está compuesto de diversos apartados que se introducen la metodología que se ha llevado a cabo para realizar tanto los algoritmos desarrollados como los estudios estadísticos previos al desarrollo éstos.

Los algoritmos desarrollados con MATLAB en proyecto están incluidos en el Anexo.

2.1 REGISTROS ANALIZADOS

Los registros utilizados para el desarrollo de este proyecto forman parte de la base de datos de Ficosa S.A. Dichos registros fueron grabados en la Instituto de biomecánica de Valencia -IBV-, en un simulador que consta de una recreación de un vehículo y una pantalla en la cual proyectan una reproducción virtual de conducción.

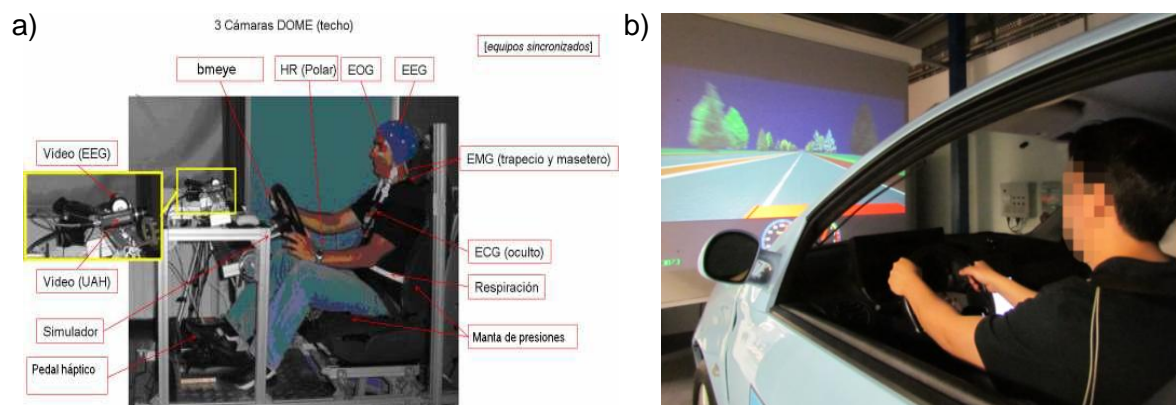


Figura 9: Esquema de monitorización del paciente (a) e imagen del simulador (b).

En cada ensayo, de unos 100 minutos de duración, el usuario debe de mantener el vehículo sobre la carretera sin cometer ninguna infracción y permanecer atento y sereno.

Los registros obtenidos de cada ensayo constan de un electrocardiograma y la señal de esfuerzo torácico, ambas obtenidas con el equipo médico de adquisición Bitmed, que permite obtener datos por diferentes canales en tiempo real y con sincronización.

En un primer análisis visual se han descartado ensayos que tuviesen registros inútiles o con demasiado ruido, quedando como presuntamente útiles los ensayos que se pueden apreciar en la siguiente tabla.

	Sexo	Horas sin dormir	Privación Sueño	Estado inicial
Ensayo 9	Hombre	25	Si	Fatiga
Ensayo 11	Mujer	8	No	Vigilia
Ensayo 15	Hombre	8	No	Vigilia
Ensayo 16	Mujer	7	No	Fatiga
Ensayo 18	Hombre	7	No	Vigilia
Ensayo 19	Hombre	24	Si	Fatiga
Ensayo 20	Mujer	17	Si	Fatiga
Ensayo 23	Mujer	9	No	Vigilia

Tabla 1: Información de los registros utilizados

	Número	Porcentaje
Total Ensayos	8	100%
Sexo: Hombre	4	50%
Sexo: Mujer	4	50%
Con privación de sueño	4	50%
Sin privación de sueño	4	50%
Estado Inicial: Vigilia	4	50%
Estado Inicial: Fatiga	4	50%

Tabla 2: Estadísticas de sobre los registros observados de la base de datos de Ficosa.

Sin embargo más tarde se consideró que para hacer una buena heurística y una buena validación del algoritmo diseñado, los ensayos debían de tener más ventanas de vigilia que de fatiga, puesto a que no sería una validación robusta probar un algoritmo que caracteriza zonas de vigilia en un ensayo que carece prácticamente de ellas. En la siguiente tabla 3, se pueden apreciar la cantidad de regiones de vigilia y de regiones de lucha que tienen cada ensayo según la Gold Standard generada por el especialista en sueño.

Nº Ensayos	#Ventanas de Vigilia	#Ventanas de fatiga
Ensayo 9	8	19
Ensayo 11	16	14
Ensayo 15	5	25
Ensayo 16	13	12
Ensayo 18	9	14
Ensayo 19	0	24
Ensayo 22	0	24
Ensayo 23	2	26

Tabla 3: Clasificación de las ventanas de cada ensayo según sea de vigilia o fatiga, de este modo se justifica la elección de los ensayos 16 y 11 para ser analizados.

Como muestra la tabla anterior, 6 de los 8 ensayos de la base de datos presentan un alto grado de fatiga, lo cual hace inviable realizar una heurística y una validación del algoritmo sobre ellos. En cambio los ensayos nº11 y nº16, que sin ser ideales -presentan demasiadas regiones de lucha- nos da la opción a realizar una caracterización correcta de la persona. Por lo tanto, todos los estudios realizados se basarán estos dos ensayos.

De cada ensayo, se ha seleccionado la señal de esfuerzo torácico como señal de control para la detección de apneas en la señal cardíaca ya que está regida, como el electrocardiograma, por el sistema Simpático-Vagal y en dicha señal se pueden encontrar visualmente las zonas de apnea relacionadas con la lucha por somnolencia. Una vez seleccionadas las zonas de apnea a detectar en el electrocardiograma se realiza un pre-procesado sobre ésta señal que consiste en acomodar la señal para poder extraer características perdiendo la mínima información posible.

2.2 PRE-PROCESADO DE LA SEÑAL

La señal de Electrocardiograma obtenida a través del Bitmed, es una señal con un gran componente de ruido, ya que en nuestro caso, en este el usuario está activo y realizando movimientos. Eso implica que se puede encontrar ruido proveniente de la actividad eléctrica de los músculos –electromiograma–, de la polarización producida al respirar y de la fase de la red. En la Figura 10 se puede ver el diagrama de flujo del algoritmo de preprocesado de la señal ECG.

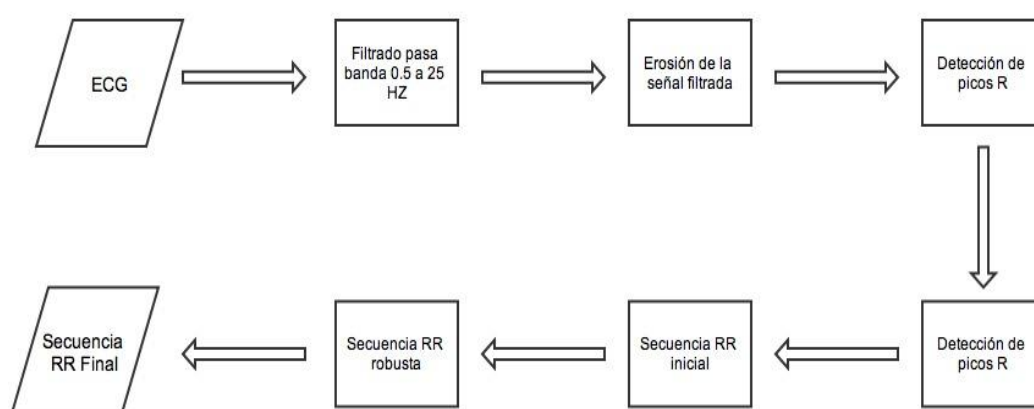


Figura 10: Diagrama de flujo del algoritmo de preprocesado de señal.

Para poder realizar el primer objetivo del proyecto, que es la extracción de la secuencia RR, se deben de realizar unos procesos por tal de acomodar la señal al procesado y que se explicarán detalladamente en los siguientes puntos.

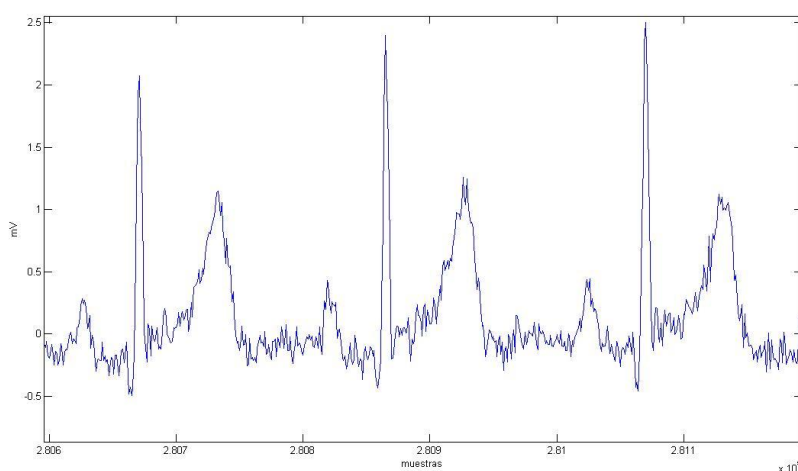


Figura 11: Señal en crudo ECG

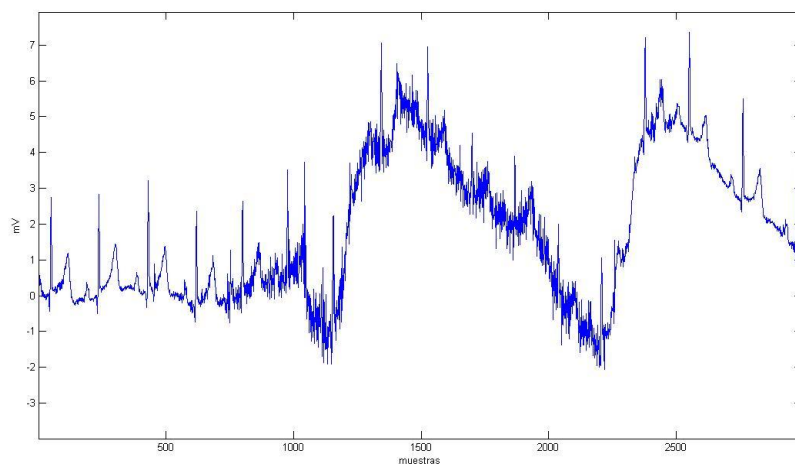


Figura 12: Ruido proveniente de actividad muscular (EMG).

A grandes rasgos, en el preprocesado de la señal de ECG -Figura 11-, en primer lugar se ha realizado un filtrado de señal mediante un filtro pasa banda para eliminar el máximo ruido posible -Figura 12-. Después, se deriva y se eleva al cuadrado la señal resultante para poder amplificar la amplitud de los picos R -Erosión de la señal-, de esta forma se consigue evitar que gran parte del ruido sea detectado como un posible pico R. Para mostrar la evolución de la señal en el preprocesado, se ha utilizado la región con ruido de la Figura 12.

2.2.1 FILTRO PASO BANDA

El objetivo de este filtrado es eliminar tanto la baja frecuencia -respiración y movimientos- como la alta frecuencia -electromiograma y red-.

El filtro escogido es un Butterworth de orden 2. Se utiliza este orden para establecer un compromiso entre el filtrado y evitar la aparición de componentes transitorios. Si se asigna un orden más bajo se obtendría un filtro más permisivo, y si se asigna un orden más alto, al estar combinado con un filtro *FiltFilt* -comando de matlab-, la respuesta de éste será más lenta y por lo tanto se puede obtener componentes transitorios.

Los umbrales aplicados al filtro paso banda son de 0.5hz y 25hz. La primera frecuencia de corte -0.5hz- se utiliza para eliminar derivas de la línea base y componentes frecuenciales lentas que no tiene que ver con el ECG, como por ejemplo la señal

respiratoria, y la segunda frecuencia de corte -25hz- se usa porque a partir de ésta no hay ninguna componente cardiaca que corresponda a la onda QRS, y de esta manera se eliminan artefactos relacionados con la actividad muscular y red.

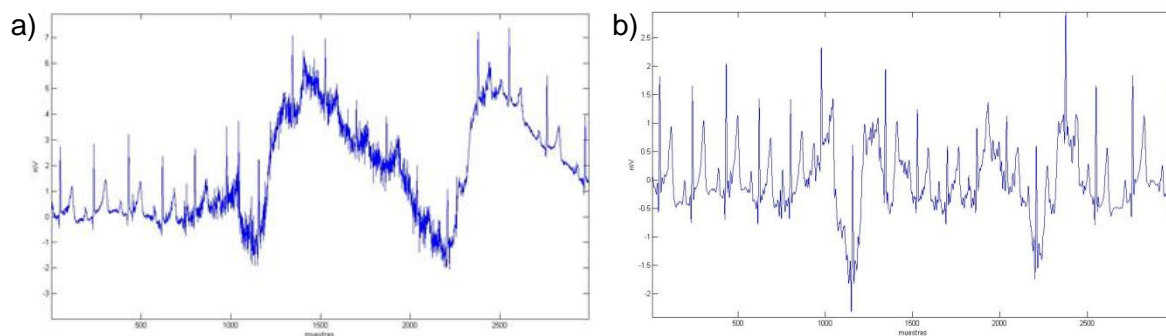


Figura 13: Comparación de la señal en crudo (a) con la señal preprocesada con el filtro descrito (b)

El problema existente, como se puede observar en la Figura 13, es que hay componentes frecuenciales del ruido que coinciden con componentes frecuenciales de la onda QRS, es decir, están en el rango frecuencial del filtro pasa banda. La conclusión es que no es posible a priori filtrar totalmente el ruido proveniente de fuentes ajenas al ECG mediante un filtro pasa banda sin comprometer la onda QRS.

Para evitar que ese ruido no eliminado nos afecte al detectar los picos R, se procesa de nuevo la señal filtrada con un filtro derivativo, de esta forma se consigue realzar las pendientes y facilita enormemente la localización de los picos R.

2.2.2 EROSIÓN DE LA SEÑAL PARA DISTINCIÓN DE PICOS R

El objetivo del método siguiente es realzar los picos R una vez que la señal ECG ha sido filtrada para eliminar el máximo ruido posible, de esta forma poder detectar los picos con mayor facilidad y poder evitar que el ruido interfiera.

En primer lugar, se procede a derivar la señal previamente filtrada, de este modo se consigue realzar las pendientes más pronunciadas. El problema es que no únicamente realza los picos típicos de la morfología del ECG, sino también el ruido.

En segundo lugar, una vez derivada la señal, se eleva al cuadrado para conseguir una mayor diferenciación entre los picos R y lo que se considera ruido.

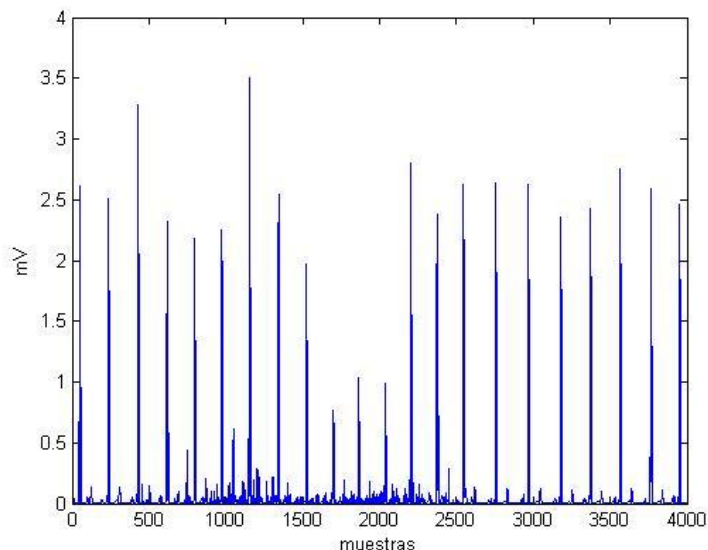


Figura 14: Señal de la Figura 13 acomodada después de ser erosionada.

Como se observa en la Figura 14 como la amplitud de los picos R varía enormemente entre ellos, eso es debido a que algunos componentes del ruido respiratorio no han sido eliminados ya que son compartidos con los componentes frecuenciales de la onda QRS. También se observa que debido al ruido de la señal original, algunos picos S tienen una amplitud similar a algunos picos R, lo cual es un problema ya que dependiendo del umbral escogido se puede obtener falsos positivos y falsos negativos.

Una vez realizadas estas operaciones se tiene la señal ECG suficientemente acomodada para poder hacer la detección de picos R y de este modo poder obtener la secuencia RR.

2.3 OBTENCIÓN DE LA SECUENCIA RR

Tal y como se comentó en el anterior capítulo, para el estudio de la variabilidad del ritmo cardiaco es muy importante contar con una secuencia RR -Figura 15- lo suficientemente robusta y sin artefactos, ya que los índices que estiman la variabilidad de la secuencia son muy sensibles a éstos.

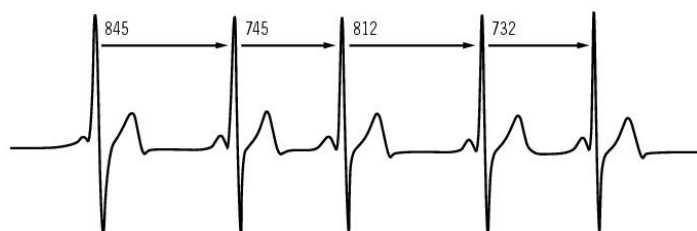


Figura 15: Teoría sobre la obtención de la secuencia RR

Para conseguir la secuencia se parte de la señal preprocesada, obtenida de acuerdo con lo expuesto en el punto anterior. Para ello se han seguido unos pasos que se detallan a continuación:

- Crear un método para obtener un umbral adaptativo que interseccione en los picos R. De esta forma se solucionan gran parte de los problemas derivados por la variabilidad de la amplitud de los picos R.
- Encontrar un método para obtener una secuencia RR robusta. Es necesario ya que como se comentará a continuación, con el método de los umbrales adaptativos se continúan obteniendo falsos positivos y falsos negativos, aunque en menor número.

2.3.1 UMBRAL ADAPTATIVO

Según lo visto en el punto anterior, se tiene la necesidad de desarrollar un método para poder detectar los máximos picos R posibles, sin que el ruido interfiera provocando falsos positivos y sin que la amplitud de los picos R puedan provocar un falso negativo.

Como se puede observar en la Figura 16, calcular la secuencia RR con umbral estático es muy ineficiente.

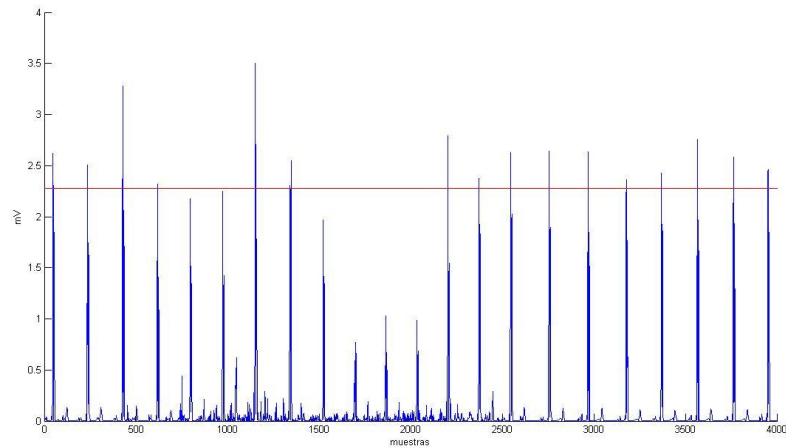


Figura 16: Región conflictiva con umbral al 70% del máximo de la región.

Se puede observar que en la primera prueba que se hizo, con un umbral calculado a partir del punto máximo de la región multiplicado por un factor 0.7, se obtiene una gran cantidad de falsos negativos. En la segunda prueba, con un factor de 0.2, se detecta la totalidad de los picos R, pero también se detecta un pico S como pico R, por lo tanto se obtiene un falso positivo -Figura 17-.

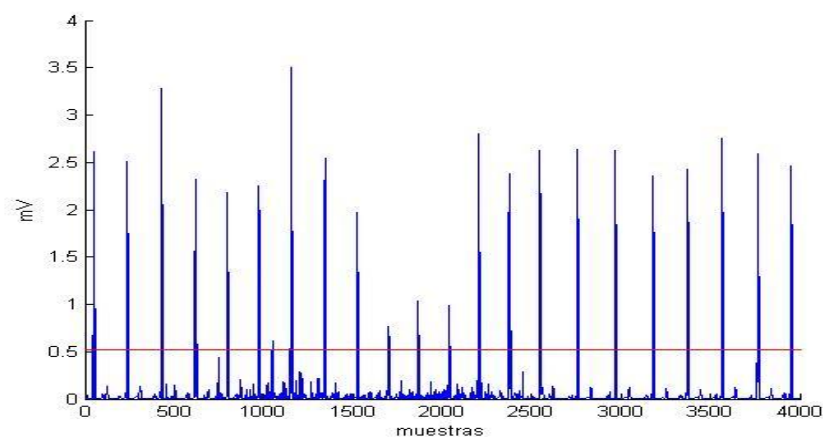


Figura 17: Región conflictiva con umbral al 20% del máximo de la región, se puede observar un falso positivo aproximadamente en la muestra 1100.

Para evitar obtener una cantidad grande de falsos positivos y falsos negativos, se ha desarrollado un método para poder adaptar umbrales a las necesidades morfológicas de la señal. Para ello se han seguido una serie de pasos que se detallan a continuación:

- En primer lugar, se aplica una ventana deslizante de 500 muestras -2 segundos-.
- En cada ventana, se calcula el máximo local y se multiplica por un factor 0.3. Con el valor obtenido se calculan los picos que están por encima y se hace la media de sus valores.
- Una vez obtenida la media, se multiplica por un factor 0.5, obteniendo de este modo el umbral definitivo para dicha ventana.

De este modo se consigue que los cambios bruscos de amplitud de los picos R influyan lo mínimo posible ya que se filtran mediante la media, obteniendo unos umbrales que se ajustan lo máximo posible a la morfología de la señal. Los factores de multiplicación han sido obtenidos mediante optimización manual, por lo que cabe la posibilidad de que existan otros factores con menor tasa de error.

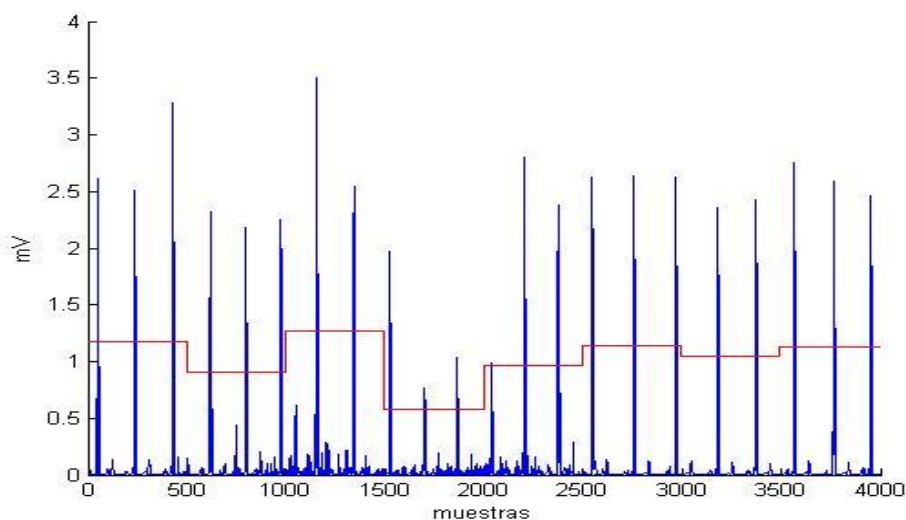


Figura 18: Detección de picos R en región conflictiva con umbral adaptativo. No se aprecian falsos positivos ni falsos negativos.

Se puede observar -Figura 18- como con este método se consigue, en este caso, solucionar el problema que se tenía debido a la variabilidad de la amplitud de los picos R. Pero hay casos en el que la diferencia de amplitud entre un pico R y el siguiente es muy grande, por lo que con este método se obtendría un falso negativo. En el caso contrario

se puede encontrar con que un pico R tiene una amplitud similar a un pico residual posterior -pico S normalmente-, con lo que se obtendría un falso positivo.

Pese a lo comentado anteriormente, el objetivo de este método es eliminar el máximo posible de errores que se pudieran cometer y la mejorar la eficacia respecto a tener un único umbral.

Para poder obtener una secuencia RR más robusta, se ha procedido a aplicar una mediana móvil con una ventana de 5 intervalos, para poder filtrar los posibles artefactos que se hayan generado al calcular la secuencia RR con el umbral adaptativo.

2.3.2 SECUENCIA RR ROBUSTA

Debido a la variabilidad de la amplitud de los picos R es posible que, aun usando umbrales adaptativos, se obtengan un número de artefactos demasiado alto como para poder aplicar un análisis estadístico sobre él. Para poder obtener una secuencia RR más robusta y eliminar los artefactos aislados -Figura 19- que actualmente se encuentran en la secuencia RR, se aplica una mediana móvil con una ventana de 5 intervalos.

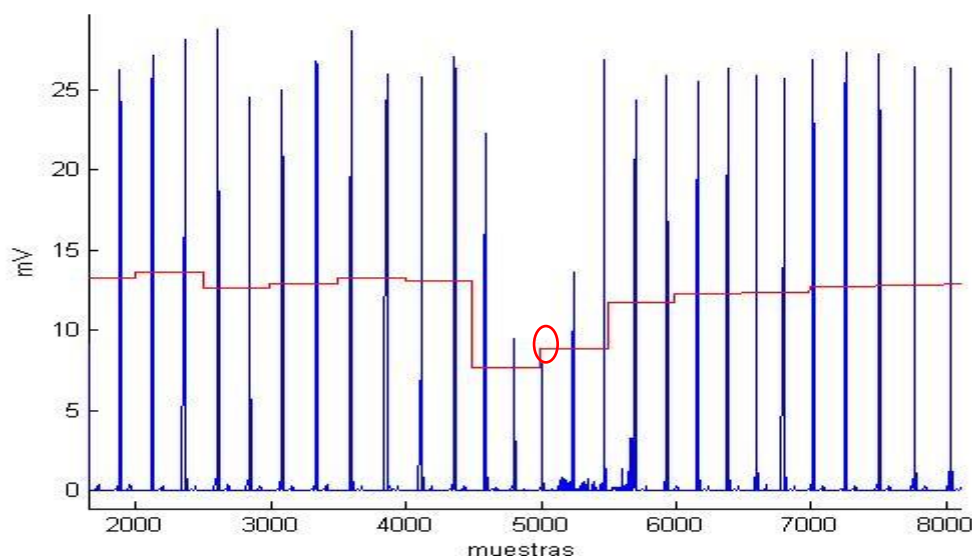


Figura 19: Pico R no detectado mediante umbral adaptativo

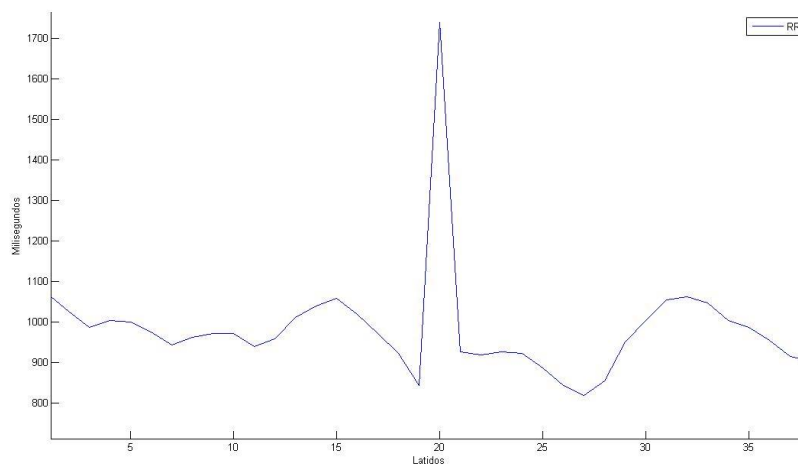


Figura 20: Influencia de un falso negativo en la secuencia RR

En las Figuras 19 y 20 se puede observar la región que sirve de ejemplo para ver la necesidad de filtrar los artefactos creados al obtener la secuencia RR.

Una vez aplicado el método de la mediana móvil con ventana de 5 intervalos, se observa en la Figura 21 como el artefacto es eliminado.

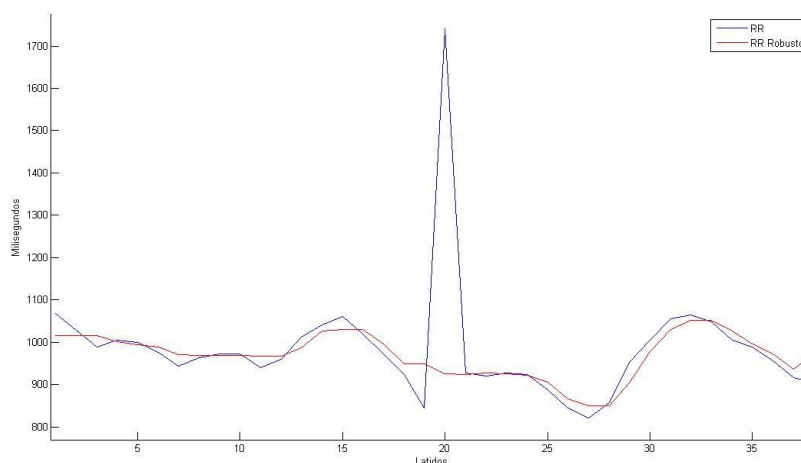


Figura 21: Comparación entre RR original y RR robusto.

El problema de filtrar de este modo la secuencia RR, es que no únicamente elimina artefactos sino que modifica la secuencia completa, pudiendo desvirtuarla. Para asegurar que la secuencia RR posee el mayor número de sus atributos originales, en la que

se llamará secuencia RR final, únicamente se modifican los puntos donde se detecta que hay un artefacto mediante una serie de reglas.

- Se detecta un falso negativo si $RR_i > RR_{Rob_i} * 1.25$
- Se detecta un falso positivo si $RR_i < RR_{Rob_i} * 0.8$

Por lo tanto la secuencia RR final será idéntica a la original exceptuando los artefactos que se han localizado y substituyendo estos por su valor en la secuencia RR robusta.

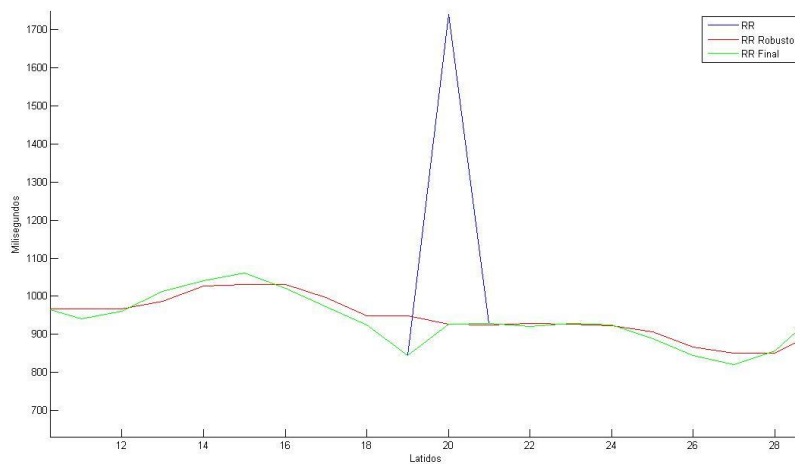


Figura 22: Comparativa entre las tres secuencias obtenidas.

Como se puede observar en la Figura 22, el falso negativo es eliminado tanto en la secuencia RR robusta como en la secuencia RR final.

El problema aparece cuando la detección de picos R, en alguna región demasiado conflictiva, falla en exceso. Eso provoca que la mediana móvil no pueda corregir el error con efectividad.

Asumiendo que es muy complicado obtener una secuencia RR robusta en ensayos en los que el usuario está en movimiento, se considera válido el método ya que en total para cada ensayo se obtiene una tasa de error menor al 0.5%.

2.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Una vez obtenida una secuencia RR suficientemente robusta, se ha hecho una inspección sobre la señal de esfuerzo torácico para determinar en qué regiones hay apneas.

En primer lugar se ha inspeccionado la señal de esfuerzo torácico ya que ésta se ha utilizado como señal de control porque nos permite detectar visualmente los patrones que indican signos de somnolencia. Por el contrario, en la secuencia RR es mucho más complicado de detectar visualmente patrones ya que la señal es más caótica.

Una vez caracterizados los tipos de regiones que se deben de considerar, se ha procedido a la extracción de características para obtener una caracterización numérica de dichas regiones.

2.4.1 TIPOS DE REGIONES A CONSIDERAR

Una vez hecha la inspección visual de la señal de esfuerzo torácico, se llega a la conclusión con el especialista de que se podrían diferenciar tres tipos de regiones. De cada región se obtiene la señal de esfuerzo torácico y la señal ECG, con su respectiva secuencia RR de una longitud aproximada de 300 latidos. Al ser la secuencia RR una señal bastante caótica, no es fácil detectar la variabilidad de ésta a simple vista, por lo tanto, se han analizado estadísticamente cada una de las regiones, buscando características que los diferencie.

Región de vigilia

La región de vigilia se considera como una región de normalidad ya que el paciente está descansado, activo y atento. Esta región se caracteriza por una morfología armónica de la señal de esfuerzo torácico, con una morfología donde predomina lo constante en amplitud y en frecuencia.

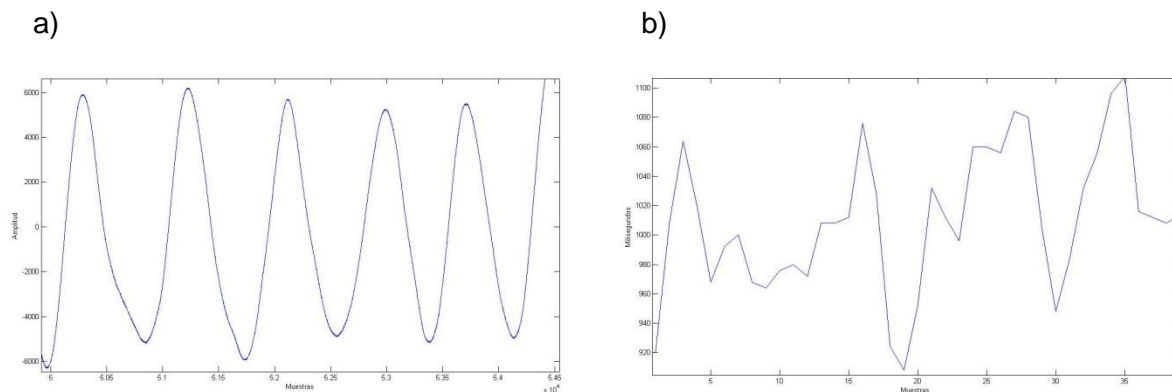


Figura 23: En la imagen (a) se puede observar una región de vigilia en la señal de esfuerzo torácico. En la imagen (b) se observa la secuencia RR asociada a esa región. Se puede comprobar que para una región estable en respiración, la frecuencia cardíaca es muy variable dentro de un rango pequeño (100 milisegundos).

Región de lucha

Se debe considerar que la región de lucha es aquella que existe una inestabilidad en la señal debido a que el nivel de cansancio del usuario es elevado. Esta región se caracteriza por tener una morfología más caótica, con una variabilidad -en amplitud y en frecuencia- de la respiración muy pronunciada por una gran cantidad de bostezos de relajación y de fatiga. Esta variabilidad es debida a la lucha en el sistema autónomo.

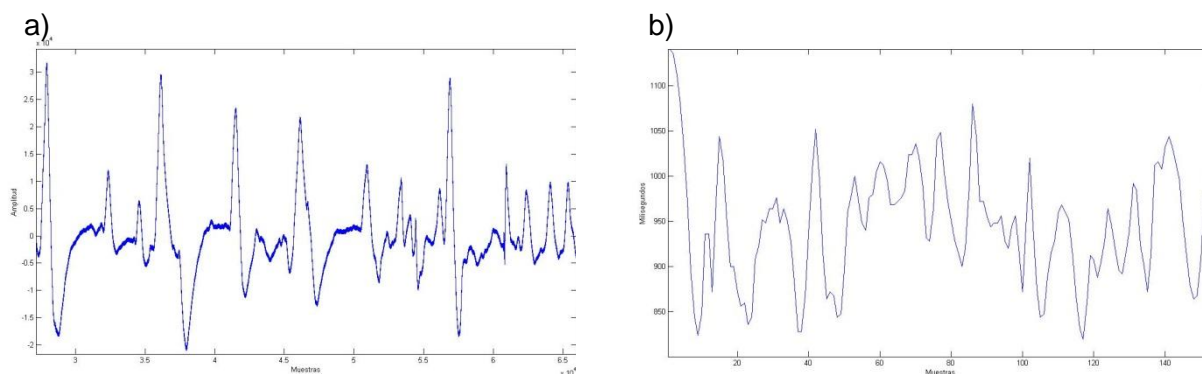


Figura 24: En la imagen (a) se observa una región de lucha, en la señal de esfuerzo torácico. En la imagen (b) se aprecia la variabilidad de la secuencia RR de dicha región, el rango de datos es superior que en la región de vigilia, en este caso el rango es superior a 200 milisegundos.

Región de apnea por lucha

Las apneas por lucha se realizan en regiones de lucha y es un síntoma claro de que el usuario está entrando en una fase de somnolencia. Por lo tanto es muy importante su detección para poder prevenir que un usuario en fase de fatiga pase a una fase de somnolencia, con el peligro que ello conlleva en la conducción, que es nuestro caso de uso.

Este tipo de apnea se caracteriza por encontrarse dentro de una región de lucha, y tiene un patrón bastante claro. En la Figura 25 se puede observar que previo a la sucesión de una apnea se puede apreciar un descenso de la secuencia RR -imagen inferior de la figura-, posteriormente un ascenso brusco ya en la consecución de la apnea para finalizar con un pico -máximo local- y un descenso brusco hasta estabilizar la secuencia.

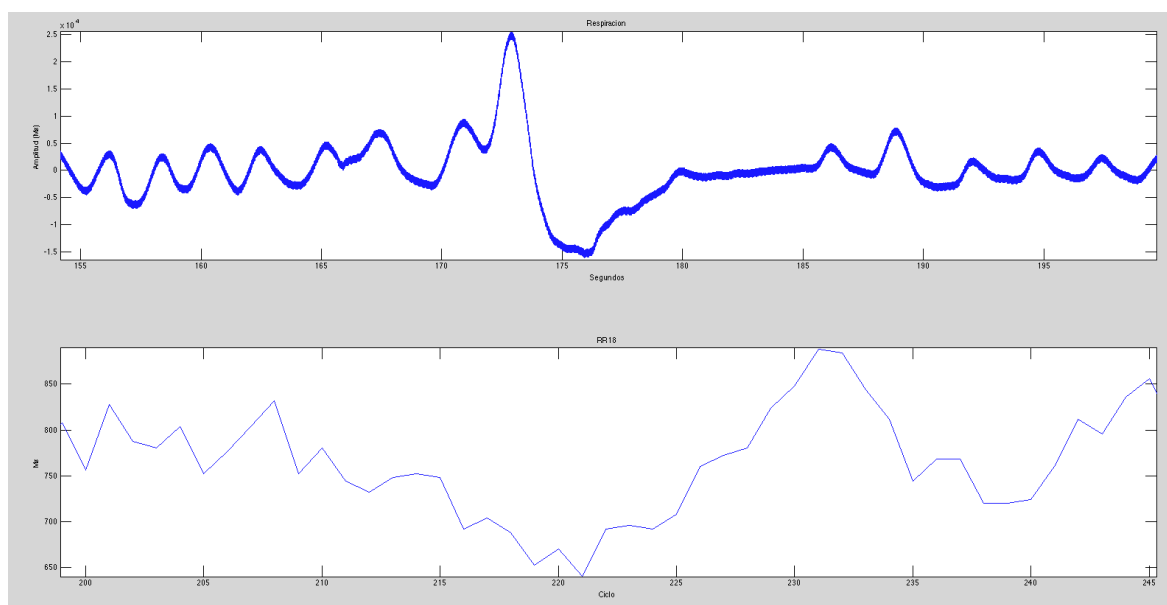


Figura 25: Imagen superior, región de apnea en la señal de esfuerzo torácico. Imagen inferior, secuencia RR del tramo de apnea. Se puede observar un descenso de la secuencia RR previo a la apnea, posteriormente un ascenso brusco en la consecución de la apnea para finalizar con un pico y un descenso brusco hasta estabilizar la secuencia.

2.4.2 ÍNDICES DE VARIABILIDAD DE LA SEÑAL

Una vez obtenidas diferentes muestras de cada tipo de región y de diferentes usuarios, se ha procedido a hacer un análisis estadístico de la secuencia RR, ya que debido a la aleatoriedad de la secuencia no es posible a priori visualizar patrones claros de fatiga.

Los índices estadísticos calculados en grupos de 300 latidos son los siguientes:

- Media.
- Desviación estándar.
- Rango.
- Moda y Frecuencia Modal.
- HRVindex.
- Pnn50.

Después se hace un diezmado de la señal eliminando datos fuera del rango del 80% de la señal y se vuelven a calcular los mismos índices. De este modo se puede eliminar algunos de los posibles artefactos que no se hayan podido filtrar.

A continuación se comentan brevemente los diferentes índices utilizados.

Media -AVRR-

Valor promedio de todos los intervalos RR. Puede obtenerse en registros cortos de 5 minutos, o largos de 24 horas.

$$AVRR = \frac{\sum_{i=1}^K RR_i}{K}$$

Donde RR_i representa el valor de cada uno de los intervalos RR, y K es el número total de intervalos RR de la ventana.

Desviación Estándar -SDRR-

Desviación estándar de los intervalos RR del registro. La desviación estándar es una medida de dispersión de gran utilidad en la estadística descriptiva, que calcula la

media de las distancias que tienen los datos respecto de su media aritmética, expresado en este caso en milisegundos.

$$SDRR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K (RR_i - AVRR)^2}{K - 1}}$$

Donde RR_i representa el valor de cada uno de los intervalos RR, $AVRR$ es la media de todos ellos y K es el número total de intervalos RR. Es un índice muy sensible a artefactos.

Rango

Obteniendo el máximo valor de la secuencia RR en la ventana, y el mínimo de la misma. Se define el rango como la diferencia entre el máximo y mínimo absoluto de la ventana.

Moda y Frecuencia Modal

Se define la moda como el valor más repetido de la secuencia RR en esa ventana. La frecuencia modal es el porcentaje de apariciones de dicho valor en la secuencia.

HRVindex

Prof. Miguel Ángel García en [4], introduce el índice HRVindex como una alternativa robusta a la Desviación Estándar.

$$HRV_{Index} = \frac{N}{Frec. Modal}$$

Donde N es el número total de intervalos RR de un registro de 24 horas y la Frecuencia Modal es la frecuencia de repetición de la moda dentro de la secuencia RR.

Como se puede observar, este índice está pensado para registros de larga duración. En nuestro caso, al usar una ventana de aproximadamente 5 minutos -300 latidos- los resultados no son considerados fiables debido al pequeño número de muestras.

pNN50

Prof. Miguel Ángel García en [4], introduce un índice para medir la variabilidad de la secuencia RR en registros de larga duración, aporta de este modo información sobre el nivel de excitación Vagal. También indica que diversos investigadores lo evalúan en períodos de tiempo inferiores -de un minuto a cinco minutos- para hallar su variación a lo largo de un día entero. El índice pNN50 está definido como:

$$NN50 = \sum_{i=1}^{K-1} [(NN_i - NN_{i-1}) > 50ms]$$

$$pNN50 = \frac{NN50}{N}$$

Donde NN50 denota el número de diferencias absolutas sucesivas que superan los 50 ms y N es el número total de intervalos RR de la secuencia a estudiar, por lo tanto se calcula la frecuencia de aparición de diferencias absolutas mayores a 50 ms.

2.4.3 ESTRUCTURA GENERAL DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE APNEAS

A continuación se puede observar un diagrama de flujo -Figura 26- que contiene la estructura de del algoritmo diseñado para la caracterización de zonas de vigilia, detección de zonas de lucha y, finalmente, detección de apneas en las zonas de lucha. A continuación se comentarán las fases por la que pasa el algoritmo:

1. Fase de caracterización: Detección de regiones de vigilia claras para calcular el AVRR de caracterización. De este modo, se aprende que frecuencia cardiaca tiene el usuario en un estado de vigilia.
2. Fase de detección de regiones de fatiga: Se usan métodos referentes a la frecuencia de aparición de diferencias absolutas normalizadas se llega a diferenciar las regiones de vigilia de las regiones de fatiga.
3. Fase de clasificación de apneas: A partir de una caracterización morfológica de la apnea realizada previamente, se buscan estas características en las regiones de lucha detectadas en la fase anterior.

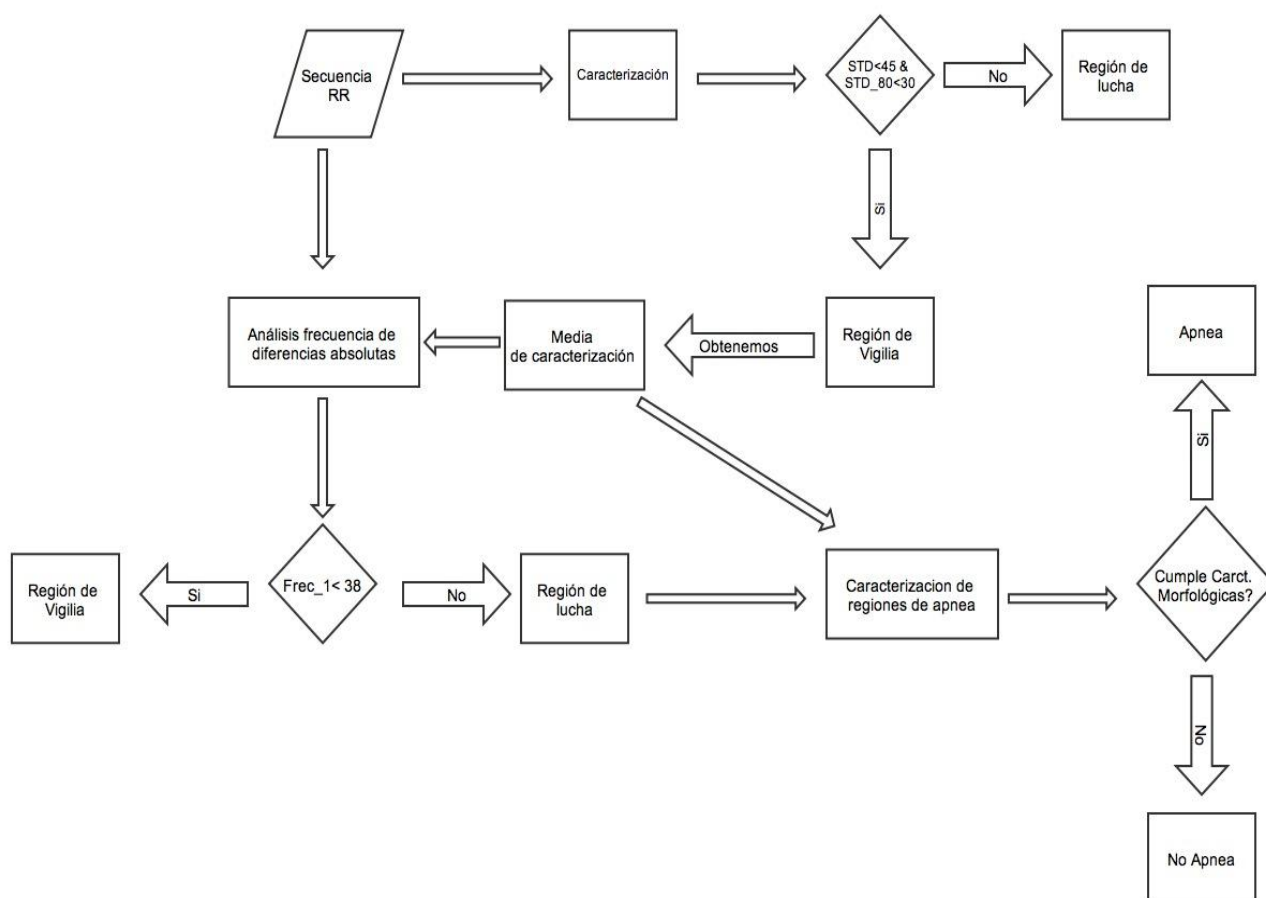


Figura 26: Diagrama de flujo del algoritmo de detección de regiones de lucha y del algoritmo de detección de apneas.

2.4.4 CARACTERIZACIÓN DEL SUJETO

El proceso de caracterización es fundamental para diseñar un algoritmo robusto y que se pueda adaptar a cada usuario en particular. En nuestro caso, se ha querido caracterizar cual es la secuencia RR estándar del usuario, y para ello se han buscado zonas donde el usuario presente un estado de vigilia mediante un análisis heurístico comparando regiones de lucha y regiones de vigilia para determinar que índices nos dan más información sobre la variabilidad de éstas.

En las siguientes tablas se podrán observar los índices calculados para regiones de vigilia y de lucha del ensayo nº11 y se podrá apreciar los índices que nos aportan más información.

Regiones de Vigilia

Índices	Región 1	Región 2	Región 3	Media
AVRR (ms)	794,89	807,26	788,05	796,73
SDRR (ms)	40,51	42,04	36,11	39,55
Var (ms)	1641,00	1767,00	1305,00	1571,00
Moda (ms)	788,00	776,00	812,00	792,00
Freq_Mod	17,00	13,00	15,00	15,00
Rango_rr (ms)	200,00	272,00	212,00	228,00
HRV_index	13,17	18,84	16,80	16,27
SDRR_80 (ms)	794,12	805,45	788,51	796,03
STD_80 (ms)	27,41	24,81	23,81	25,34
var_80 (ms)	751,32	615,72	567,47	644,84
max_80 (ms)	848,00	860,00	828,00	845,33
min_80 (ms)	748,00	764,00	744,00	752,00
Pnn50 (ms)	0,28	0,26	0,21	0,25

Tabla 4: Valores estadísticos de cada región de vigilia estudiada del ensayo n°11 y media de las regiones.

Regiones de Lucha

Índices	Región 1	Región 2	Región 3	Media
AVRR (ms)	776,86	794,00	763,67	778,18
SDRR (ms)	59,03	63,39	48,67	57,03
Var (ms)	3485,00	4019,00	2340,00	3281,33
Moda (ms)	772,00	800,00	776,00	782,67
Freq_Mod	8,00	25,00	17,00	16,67
Rango_rr (ms)	388,00	440,00	490,00	439,33
HRV_index	15,20	23,84	15,00	18,01
SDRR_80 (ms)	774,93	790,86	762,12	775,97
STD_80 (ms)	31,51	35,24	20,70	29,15
var_80 (ms)	993,00	1242,00	432,60	889,20
max_80 (ms)	828,00	864,00	804,00	832,00
min_80 (ms)	712,00	724,00	724,00	720,00
Pnn50 (ms)	0,14	0,21	0,12	0,16

Tabla 5: Valores estadísticos de cada región de lucha estudiada del ensayo n°11 y media de las regiones.

Comparativa entre regiones de vigilia y regiones de lucha

Índices	Media región de Vigilia	Vigilia/Lucha	Media región de Lucha
AVRR (ms)	796,73	1,02	778,18
SDRR (ms)	39,55	0,69	57,03
Var (ms)	1571,00	0,48	3281,33
Moda (ms)	792,00	1,01	782,67
Freq_Mod	15,00	0,90	16,67
Rango_rr (ms)	228,00	0,52	439,33
HRV_index	16,27	0,90	18,01
SDRR_80 (ms)	796,03	1,03	775,97
STD_80 (ms)	25,34	0,87	29,15
var_80 (ms)	644,84	0,73	889,20
max_80 (ms)	845,33	1,02	832,00
min_80 (ms)	752,00	1,04	720,00
Pnn50 (ms)	0,25	1,60	0,16

Tabla 6: Comparativa de los índices estadísticos de las regiones de vigilia y las regiones de lucha del ensayo nº11.

Se puede observar en la tabla 6, el índice estadístico más significativo para diferenciar las zonas de vigilia y lucha es la desviación estándar -para señal completa y señal diezmada al 80%- , ya que en las regiones de lucha sus valores son muy superiores a los encontrados en las regiones de vigilia -un 60% y un 87% más respectivamente-. Por ello se han empleado en estos dos índices para caracterizar las zonas de vigilia.

Finalmente, para llevar a cabo la caracterización se han realizado los siguientes pasos:

1. En primer lugar, se han establecido unos umbrales previos extraídos del análisis estadístico manual de cada región visto en las tablas 3, 4 y 5. -SDRR = 45 y SDRR_80 = 30-.
2. Se utiliza una ventana deslizante de 300 latidos en la secuencia RR, de la cual se extraen las características vistas en las tablas anteriores. Se ha utilizado una ventana de 300 latidos porque tanto las regiones de vigilia como de lucha son sucesos de larga duración, como el Prof. Miguel Ángel ha comentado en [4].
3. Se comparan los índices de SDRR y SDRR_80 de cada ventana con los respectivos umbrales. Si una ventana se clasifica como ventana de vigilia ésta se contabiliza en la variable vectorial 'alarma', con una longitud igual a la

de la secuencia RR, que incrementa su valor según se suceden los puntos de la ventana analizada.

4. Una vez se ha analizado toda la secuencia RR, se obtiene la variable 'alarma' mediante una ventana no solapada de 300 latidos con el objetivo de obtener la información conjunta de las sucesivas ventanas y establecer si las alarmas generadas son indicativas de una alarma global. Eso se consigue sumando el nivel de alarma de cada ciclo de la ventana y dividirlo entre el máximo $-300 \text{ ciclos} \times 300 \text{ alarma-}$. Si el porcentaje obtenido es superior al 50%, se determina de que esa región es una región de vigilia. En la Figura 26 se puede observar las alarmas anteriormente mencionadas.
5. Finalmente se calcula la AVRR de caracterización de las ventanas detectadas como vigilia. Con este índice se obtiene la secuencia RR estándar del usuario y por ende también su frecuencia cardiaca estándar.

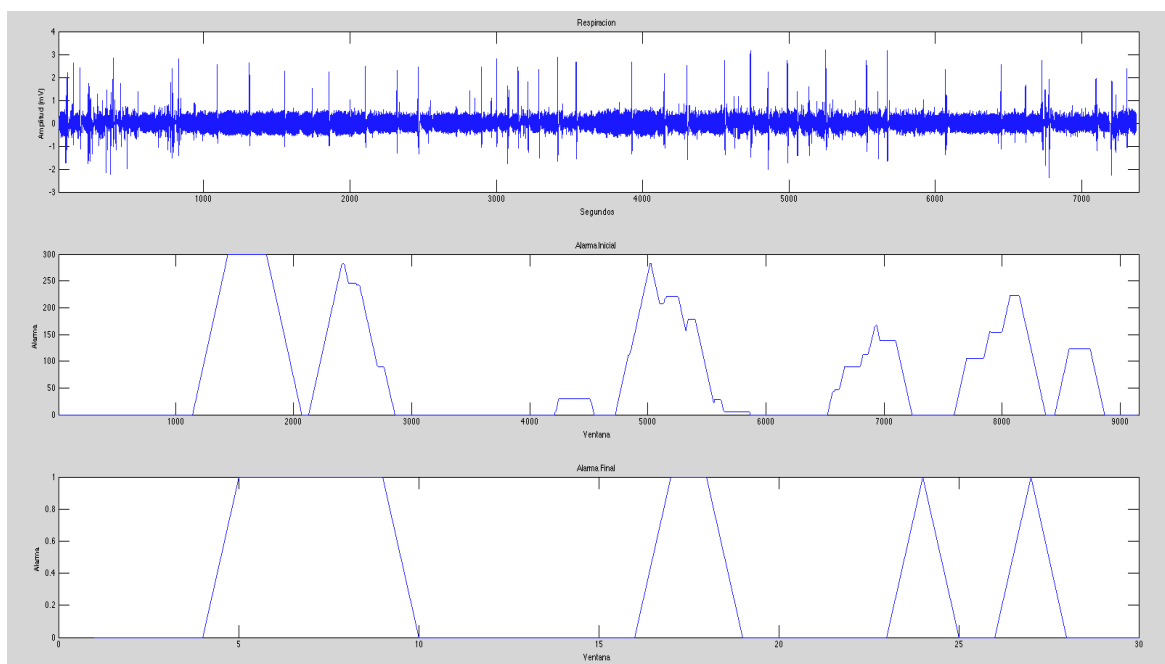


Figura 26: En la imagen superior se observa la señal de esfuerzo torácico -señal de control-. En la imagen inferior se aprecia el índice de variabilidad de esa región. Se puede observar como el algoritmo diseñado detecta las zonas de baja variabilidad ya que aumenta progresivamente el índice de variabilidad al reconocer un patrón de vigilia y posteriormente disminuye el índice al detectar regiones de lucha.

Como se ha comentado anteriormente, en las regiones detectadas como vigilia se calcula la AVRR de caracterización para obtener la secuencia RR estándar del usuario.

De todos modos, para poder hacer una buena detección de las apneas en primer lugar se deben de clasificar con la máxima corrección posible las regiones de lucha, para ello se ha realizado un análisis con el propósito conseguir el máximo acierto posible en la clasificación de dichas regiones.

2.4.5 BÚSQUEDA DE REGIONES DE LUCHA MEDIANTE ANÁLISIS DE FRECUENCIAS

En el apartado 2.4.2 se explica cómo el índice PNN50 es utilizado mayoritariamente para ensayos de 24 horas de duración pese a que puede ser utilizado en registros más pequeños. En los análisis que se ha realizado se ha visto que el PNN50 es otro de los índices que más información nos aporta, ya que diferencia claramente las regiones de vigilia y lucha del mismo modo que la desviación estándar. Aun así, se consideró que hacer un análisis exhaustivo de las frecuencias de las diferencias absolutas podría ofrecer mucha más información de la que proporciona un único índice.

En el análisis heurístico realizado, se ha tratado de buscar una relación entre la distribución de frecuencias de los intervalos de diferencias absolutas normalizadas y el tipo de región analizada. Las diferencias absolutas normalizadas de la secuencia RR son la diferencia temporal entre dos latidos consecutivos, dividida entre la AVRR de caracterización. Para facilitar el análisis se establecieron unos intervalos de diferencias y se clasificaron las éstas en dichos intervalos, obteniendo la frecuencia de aparición relativa a dichos intervalos -Frec_rel-. La información obtenida es similar a la que se obtendría en un histograma.

En las siguientes tablas -7, 8 y 9-, se ha analizado tres regiones de vigilia y cinco de fatiga, de las cuales se ha calculado la frecuencia relativa de cada intervalo de diferencias absolutas normalizadas. Después, de cada tipo de región, se ha calculado la media del valor de frecuencia relativa de cada intervalo.

Regiones de Vigilia

Intervalos de diferencias	Región 1 Frecuencia Relativa	Región 2 Frecuencia Relativa	Región 3 Frecuencia Relativa	Media Frecuencia Relativa
0 – 0,01	0,0047	0,0338	0,0510	0,0298
0,01-0,02	0,1137	0,0633	0,0612	0,0794
0,02-0,03	0,0995	0,1139	0,1122	0,1085
0,03-0,04	0,0900	0,1224	0,2041	0,1388
0,04-0,05	0,1280	0,1308	0,1531	0,1373
0,05-0,06	0,1185	0,1308	0,1122	0,1205
0,06-0,07	0,1185	0,1055	0,0816	0,1019
0,07-0,08	0,1090	0,1055	0,0918	0,1021
0,08-0,09	0,0616	0,0844	0,0714	0,0725
0,09-0,1	0,0616	0,0422	0,0204	0,0414
0,1-0,11	0,0379	0,0506	0,0410	0,0432
0,11-0,12	0,0427	0,0168	0,0000	0,0198
0,12-0,13	0,0047	0,0000	0,0000	0,0016
0,13-0,14	0,0047	0,0000	0,0000	0,0016
0,14-0,15	0,0049	0,0000	0,0000	0,0016
0,15-0,16	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Tabla 7: Datos obtenidos de tres regiones de vigilia del ensayo nº16. En la primera columna contiene los intervalos de diferencias absolutas normalizadas. En las tres columnas siguientes contienen la frecuencia relativa a cada intervalo de cada región. Por último, se observa la media de la región de lucha.

Regiones de Fatiga

Intervalos de diferencias	Región 1 Frecuencia Relativa	Región 2 Frecuencia Relativa	Región 3 Frecuencia Relativa	Región 4 Frecuencia Relativa	Región 5 Frecuencia Relativa	Media Frecuencia Relativa
0 - 0,01	0,0694	0,0458	0,0649	0,0815	0,0234	0,0570
0,01-0,02	0,1618	0,1634	0,1331	0,1459	0,1271	0,1463
0,02-0,03	0,1908	0,2745	0,2500	0,2790	0,1639	0,2316
0,03-0,04	0,1792	0,1503	0,1656	0,1845	0,1672	0,1694
0,04-0,05	0,1676	0,1242	0,1201	0,1438	0,1137	0,1339
0,05-0,06	0,0751	0,1046	0,0974	0,0687	0,1405	0,0973
0,06-0,07	0,0578	0,0458	0,0714	0,0408	0,0635	0,0559
0,07-0,08	0,0289	0,0261	0,0422	0,0300	0,0836	0,0422
0,08-0,09	0,0289	0,0327	0,0162	0,0129	0,0502	0,0282
0,09-0,1	0,0231	0,0131	0,0130	0,0043	0,0368	0,0181
0,1-0,11	0,0058	0,0000	0,0032	0,0043	0,0134	0,0053
0,11-0,12	0,0058	0,0065	0,0065	0,0043	0,0067	0,0060
0,12-0,13	0,0000	0,0065	0,0097	0,0000	0,0033	0,0039
0,13-0,14	0,0058	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0012
0,14-0,15	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0067	0,0013
0,15-0,16	0,0000	0,0065	0,0067	0,0000	0,0000	0,0026

Tabla 8: Datos obtenidos de cinco regiones de lucha del ensayo nº16. En la primera columna contiene los intervalos de diferencias absolutas normalizadas. En las cinco columnas siguientes contienen la frecuencia relativa a cada intervalo de cada región. Por último, se observa la media de la región de lucha.

Comparativa entre regiones de vigilia y regiones de lucha

Intervalos de diferencias	MEDIA ZONA LUCHA		COMPARATIVA		MEDIA ZONA VIGILIA
	Frecuencia	$\sum Frec_Rel$		$\sum Frec_Rel$	Frecuencia
	Relativa		LUCHA/VIGILIA		Relativa
0 – 0,01	0,0570	60,42	1,9106	35,66	0,0298
0,01-0,02	0,1463		1,8421		0,0794
0,02-0,03	0,2316		2,1343		0,1085
0,03-0,04	0,1694		1,2199		0,1388
0,04-0,05	0,1339	23,11	0,9751	25,78	0,1373
0,05-0,06	0,0973		0,8071		0,1205
0,06-0,07	0,0559	15,55	0,5484	38,08	0,1019
0,07-0,08	0,0422		0,4129		0,1021
0,08-0,09	0,0282		0,3889		0,0725
0,09-0,1	0,0181		0,4362		0,0414
0,1-0,11	0,0053		0,1237		0,0432
0,11-0,12	0,0060		0,3005		0,0198
0,12-0,13	0,0039	0,90	2,4894	0,47	0,0016
0,13-0,14	0,0012		0,7404		0,0016
0,14-0,15	0,0013		0,8204		0,0016
0,15-0,16	0,0026		INF		0,0000

Tabla 9: Tabla comparativa entre la media de las regiones de vigilia y la media de las regiones de lucha del ensayo nº16. En la columna de comparativa contiene la relación entre la región de vigilia y fatiga para un mismo intervalo, de este modo se puede apreciar qué intervalos nos dan más información.

Como se puede apreciar en la tabla 9, se ha procedido a agrupar los intervalos según la información que nos proporciona. Los intervalos son los siguientes:

- Intervalo 1: de 0 a 0.04.
- Intervalo 2: de 0.04 a 0.06.
- Intervalo 3: 0.06 a 0.12.
- Intervalo 4: 0.12 a máxima diferencia absoluta normalizada.

Observando las columnas que indican el valor de " $\sum Frec_Rel$ ", hay evidencias de que el tipo de distribución de frecuencias en una región puede variar sustancialmente en función de si la región está caracterizada como lucha o como vigilia y se obtiene suficiente información para clasificarla.

Por ejemplo, las regiones de lucha, en el intervalo de 1, poseen más del 60% de la señal y en el intervalo 4 tiene un 0.9% de la señal. Eso quiere decir que las regiones de lucha se caracterizaran por una alta variabilidad entre latidos, ya que combina zonas con diferencias absolutas muy pequeñas y zonas con diferencias absolutas muy grandes.

En cambio, en el intervalo 3 se puede apreciar que las regiones de lucha poseen un 15% de la señal mientras que las regiones de vigilia poseen más de un 30%. Eso quiere decir que en las regiones de vigilia el tiempo entre latidos es más uniforme que en las regiones de lucha, como se puede observar en la siguiente tabla.

Intervalo	Región de Lucha $\sum Frec_Rel$	Región de Vigilia $\sum Frec_Rel$
Intervalo 1	60,42	35,66
Intervalo 2	15,55	38,08

Tabla 10: Sobre el análisis del ensayo nº16, se muestra la uniformidad, en el caso de la región de lucha, entre los intervalos. En cambio en el caso de la región de lucha se muestra una gran heterogeneidad entre los intervalos.

En el análisis realizado para el ensayo nº11, se obtiene unos resultados parecidos al ensayo nº16 como se podrán apreciar en la siguiente tabla.

Intervalo	Región de Lucha $\sum Frec_Rel$	Región de Vigilia $\sum Frec_Rel$
Intervalo 1	48,26	34,58
Intervalo 2	22,83	39,33

Tabla 11: Sobre el análisis del ensayo nº11, se muestra la uniformidad, en el caso de la región de lucha, entre los intervalos. En cambio en el caso de la región de lucha se muestra una gran heterogeneidad entre los intervalos. Se puede observar la similitud al análisis anterior.

Se puede observar en la tabla 11, que en el caso del ensayo nº11, se obtiene también heterogeneidad en la distribución de frecuencias entre los intervalos de la región de lucha. En este caso, en el primer intervalo se tiene un 48,26% de la señal, un valor inferior al obtenido en el ensayo nº16 con un 60,42%. En la región de vigilia se puede observar, al igual que en el ensayo nº16, uniformidad entre las frecuencias de los intervalos.

Por lo tanto, utilizando el intervalo 1 como característica principal, se puede diferenciar entre regiones de lucha y regiones de vigilia, como se ha podido apreciar en las tablas previamente visionadas.

El algoritmo desarrollado analiza ventanas de 300 latidos y las clasifica entre región de vigilia o región de lucha según la frecuencia del intervalo 1, estableciendo un umbral escogido mediante el análisis que se ha comentado previamente. Se ha escogido dicho intervalo por que como se ha apreciado en la tabla anterior, ya aporta suficiente información para poder distinguir los dos tipos de regiones. El umbral de corte escogido es 38, ya que no existe ninguna región de lucha analizada que tenga un valor en dicho intervalo superior al umbral y porque se ha tomado la decisión de que es preferible obtener falsos positivos -Regiones de vigilia detectadas como regiones de lucha- que falsos negativos -Regiones de lucha detectadas como regiones de vigilia- que se deberán analizar en pasos posteriores.

La estructura del algoritmo es la siguiente:

1. Obtención de las diferencias absolutas a partir de la secuencia RR.
2. Normalización de la secuencia de diferencias absolutas mediante la media de caracterización.
3. Se hacen ventanas solapadas de 300 ciclos que son analizadas.
 - a. Se clasifican las diferencias absolutas en distintos intervalos.
 - b. De cada ventana:
 - i. Si la frecuencia del intervalo 1 (Frecuencia 1) es mayor que 0.38, se marca la ventana como región de lucha.
 1. Un vector de misma longitud que el vector de diferencias absolutas (alarma), se incrementa en las posiciones de la ventana analizada.

- ii. Si la frecuencia es menor a 0.38, se marca la ventana como ventana de vigilia y no se hará ningún incremento en el vector de alarma.
4. Se obtiene finalmente un vector de alarma con valores entre 0 y 300, donde 300 es el valor máximo.
5. Del vector de alarma se hacen ventanas de 300 ciclos sin solapamiento y se calcula que porcentaje de alarma tiene. Eso se realiza sumando el nivel de alarma de cada ciclo y dividirlo entre el máximo ($300 \text{ ciclos} * 300 \text{ alarma}$). Si la alarma es superior al 50% se determina de que esa región es de alta variabilidad.
6. Se obtiene un vector de alarma (0-baja frecuencia /vigilia; 1-Alta frecuencia/lucha) que posteriormente se deberá, en la Figura 27 se puede observar todas las fases de la alarma hasta obtener la alarma final.

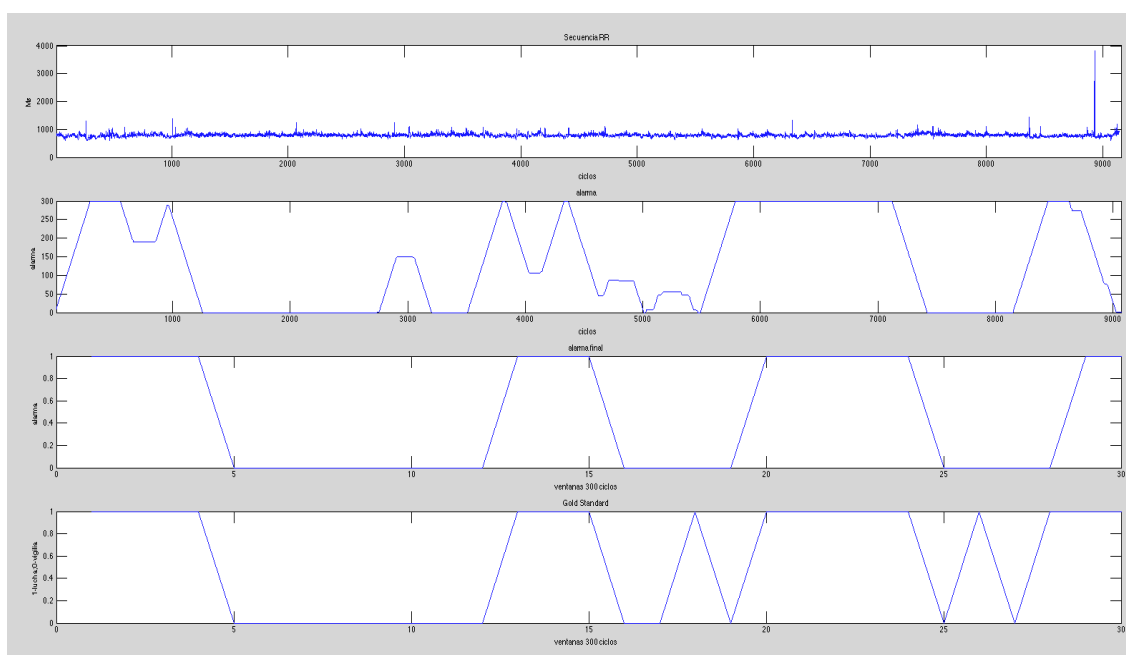


Figura 27: En la imagen superior se puede observar la señal de esfuerzo torácico (señal de control). En la imagen inmediatamente inferior se puede observa el vector de alarma, el cual aumenta en las regiones donde la variabilidad es más alta. Seguidamente se aprecia el vector final de alarma, en el cual quedan marcadas todas las ventanas como vigilia o fatiga. En la última gráfica se aprecia la Gold Standard generada por el especialista en sueño.

Finalmente el algoritmo retorna un vector de alarma final que contiene la posición de cada ventana y la clasificación de ésta. Las ventanas clasificadas como ventanas de lucha

posteriormente son analizadas para detectar las posibles apneas que contengan mediante un estudio de caracterización morfológica de la apnea.

En el siguiente punto se comentará como se ha validado tanto la heurística como el algoritmo para comprobar que se ajustan al comportamiento esperado.

2.4.6 VALIDACIÓN DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE REGIONES DE LUCHA

En todo proyecto de desarrollo de software la validación tiene un papel importantísimo ya que nos permite verificar que la heurística seleccionada y el desarrollo del algoritmo se ajustan a lo esperado. Para ello es imprescindible disponer de una señal de control y/o una Gold Standard, que consiste en un vector que marca las zonas conflictivas y que es completado por un observador externo o un especialista en sueño, como es en el caso que se está tratando.

Para validar el algoritmo de detección de regiones de lucha, se compara el vector de alarma final con la gold standard, posteriormente se crea la matriz de confusión y se calculan los índices de fiabilidad, sensibilidad y especificidad, que serán explicados a continuación.

La Gold Standard se genera con el algoritmo “gold_std-m” -Figura 28-. En el que el especialista observa la señal de respiración en intervalos de 300 ciclos y decide si hay lucha o no, y en el caso de que la hubiese, si hay apnea o no.

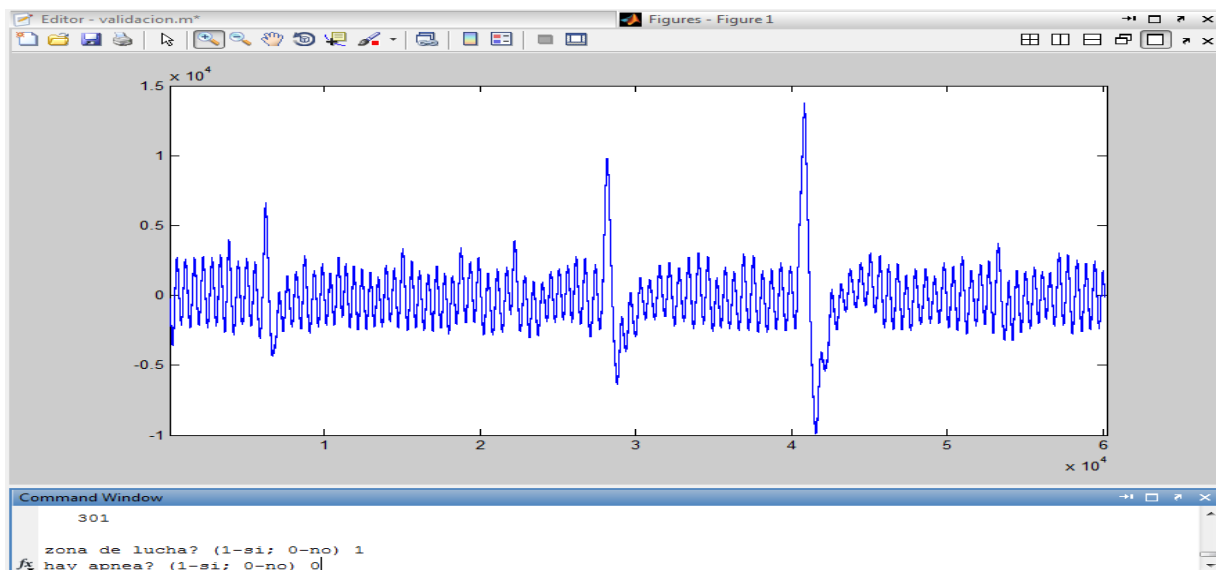


Figura 28. Método de obtención de la Gold Standard.

Debido a que en los ensayos analizados, en su gran mayoría, hay más fases de fatiga que de vigilia, se han establecido reglas para validar correctamente el algoritmo. Como se comentó anteriormente, se han eliminado los ensayos 9, 15, 18, 19, 20 y 23 al tener demasiada variabilidad -Ensayos con alto índice de fatiga inicial-, lo que provocaba que el algoritmo detectase todo el ensayo como lucha -no caracteriza al sujeto-, por lo tanto no es un ensayo apropiado para la validación del algoritmo. Por ello, únicamente se han utilizado para la validación los ensayos nº11 y nº16, ya que poseen una mayor proporción de regiones de vigilia.

En segundo lugar, aun teniendo estos dos ensayos más regiones de vigilia que otros ensayos, no son suficientes como para hacer una validación precisa, ya que en la vida real el algoritmo analizaría mayor proporción de regiones de vigilia que de fatiga. Por lo tanto se ha establecido una proporción más realista para obtener una validación más precisa.

Sabiendo que Y es el número de ventanas de vigilia detectadas y X_i el número de ventanas de lucha detectadas, para la validación se han escogido todas las ventanas de vigilia y X ventanas de fatiga, donde X se calcula mediante la siguiente relación:

$$X < \frac{3}{7} * Y$$

De esta forma se asegura que en cada validación no haya más del 30% de ventanas de lucha sobre las ventanas de vigilia.

Para validar se comparan las ventanas seleccionadas en la alarma final y en la Gold Standard, una a una y se establecen unas reglas para determinar el número de Verdaderos Negativos -VN-, Verdaderos Positivos -VP-, Falsos Negativos -FN-, Falsos Positivos -FP-:

- VN: Si Gold Standard=0 & Alarma=0.
- VP: Si Gold Standard=1 & Alarma=1.
- FP: Si Gold Standard=0 & Alarma=1.
- FN: Si Gold Standard=1 & Alarma=0.

Los resultados de la validación se expresan en una matriz de confusión, y en los índices de fiabilidad, sensibilidad y especificidad.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP}$$

$$\text{Fiabilidad} = \frac{\#Aciertos}{\#Total\ de\ ventanas}$$

En el capítulo 3 -Resultados- se podrán observar el índice de fiabilidad del algoritmo y comentarios sobre los resultados obtenidos.

2.4.7 HEURÍSTICA DE CLASIFICACIÓN DE REGIONES DE APNEA

Una vez se han detectado las regiones de lucha, es necesario encontrar un método para determinar si hay apneas en dichas regiones. Para ello, primero es necesario establecer una heurística que nos permita diferenciar, dentro de una región de lucha, que zonas pueden corresponder a una apnea.

En primer lugar, se visualiza la región de lucha con su correspondiente secuencia RR, de este modo se hace un análisis visual de la señal y se intenta localizar características que nos aporten suficiente información para distinguir una zona de no apnea de una zona de apnea. En la Figura 29 se puede observar la región de lucha 11_18 y su correspondiente secuencia RR.

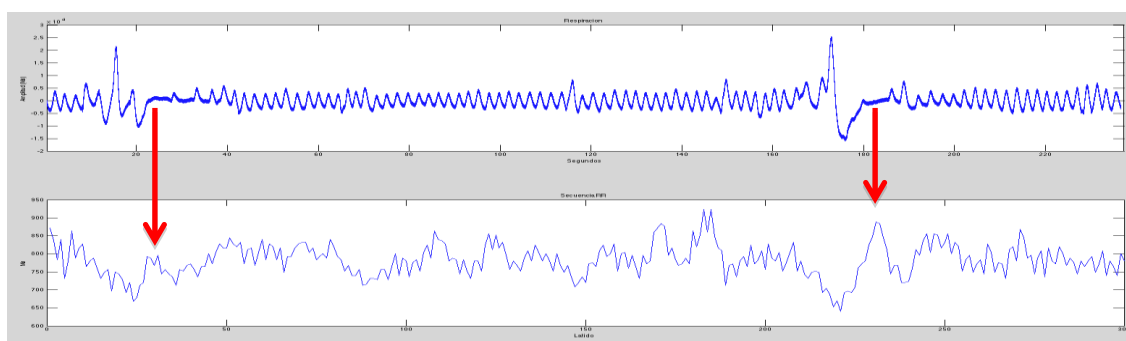


Figura 29: En la parte superior de la imagen se puede observar la señal respiratoria de la región de lucha (11_18). En la imagen inferior, se aprecia su correspondiente secuencia RR. Señalizado con una flecha roja las apneas encontradas y a su consecuencia en la secuencia RR.

Como se puede observar en la figura anterior, las dos apneas localizadas tiene unas características morfológicas determinadas en su señal RR:

1. Previo a la apnea se puede observar un lento y prolongado descenso de la secuencia RR -descenso previo-.
2. Posteriormente se produce un ascenso brusco en la sucesión de la apnea.
3. El ascenso provoca un pico -Máximo local- una vez finalizada la apnea.
4. Finalmente se produce otro descenso de la secuencia RR hasta estabilizarse -descenso posterior-.

En la Figura 30 se puede apreciar más detalladamente el comportamiento de una apnea en la señal de la secuencia RR.

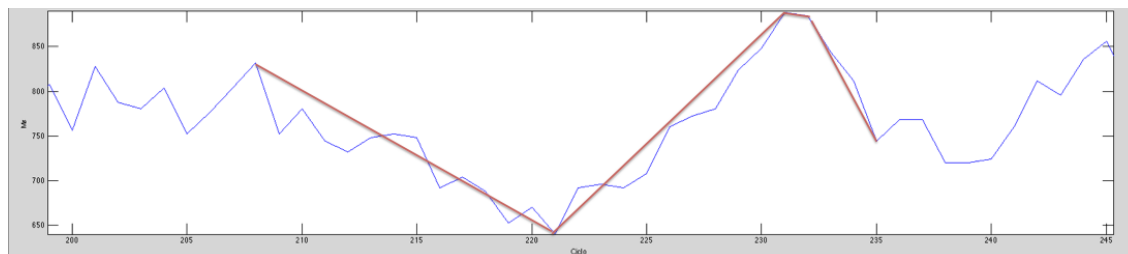


Figura 30: Señal de la secuencia RR de la apnea (11_18_2) en la que se puede observar primeramente el descenso y posterior aumento brusco de la secuencia RR, el pico generado al terminar la apnea y el posterior descenso.

Debido a la complejidad que supone caracterizar en la secuencia RR por ser una señal muy caótica en la que interfieren muchas variables, se ha realizado un análisis de características morfológicas de las apneas encontradas en los dos ensayos con el fin de encontrar características que las asemejen entre si, o las diferencien del resto de patrones. Para ello, se ha extraído información de cada una de las cuatro características morfológicas mencionadas.

Para las regiones de descenso previo y descenso posterior, se ha calculado el intervalo de descenso -en latidos-, el incremento de altura -en milisegundos- y el incremento de altura relativo. También se ha calculado la velocidad del incremento -en milisegundos-, que nos permite ver cómo se comporta la pendiente. Lo que se pretende ver en este caso es un descenso característico de las apneas respecto a la de otros patrones.

En la región de ascenso, del mismo modo, se ha calculado el intervalo de ascenso -en latidos-, incremento de altura -en milisegundos-, incremento de altura relativo, la velocidad del incremento -en milisegundos-, el máximo relativo y el mínimo relativo que componen el ascenso. Los valores relativos se han calculado mediante la media de caracterización calculada previamente.

En la región del pico -máximo local-, lo que se ha querido comprobar es si en la zona en cuestión las diferencias absolutas son pequeñas -pico plano- o bien las diferencias absolutas son grandes -pico no plano-. También se ha calculado, manualmente en este caso, el intervalo de duración del pico.

En la obtención de características ascenso y pico se ha utilizado una ventana deslizante de 15 latidos. Ya que para poder analizar en una única ventana los parámetros de ambas características, se necesitaba una ventana lo suficientemente grande. Para el cálculo del tamaño de la ventana se ha cogido la apnea de mayor longitud, que está formada por un ascenso de 5 latidos y por un pico de 9 latidos -Tabla 11 – apnea 11_24_1-. Como la ventana de la región de lucha es de 300 latidos, se ha optado a redondear el tamaño de la ventana de apnea a 15 para así poder analizar los 300 latidos sin problemas.

En la obtención de características de ambos descensos se calculan dos nuevas ventanas de 5 latidos cada una y que abarcan los 5 latidos previos al mínimo local de la ventana de ascenso y pico -descenso previo- y de los 5 latidos posteriores al máximo local -descenso posterior-. La elección de una ventana solo de 5 latidos en este caso se explica porque solo es necesario obtener lo que inmediatamente sucede, tanto antes como después, de la ventana de ascenso y pico. En la siguiente Figura -Figura 31-, se puede ver gráficamente el procedimiento anteriormente descrito.

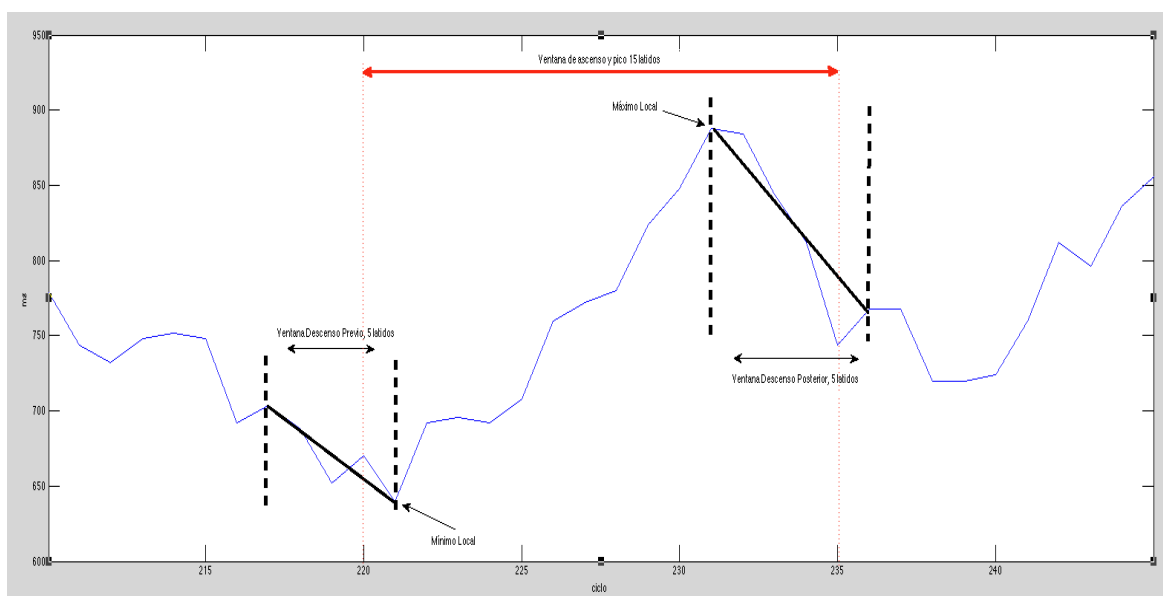


Figura 31: Método de selección de ventanas de descenso. Se puede observar como de la ventana de 15 latidos, se calculan el máximo y el mínimo local y, a partir de estos, se calculan las ventanas de descenso previo y descenso posterior.

En las tablas que se podrán ver a continuación, se describen numéricamente las 10 apneas encontradas en el ensayo nº11 -Tabla 11- y también se describen las 12 apneas encontradas en el ensayo nº16 -Tabla 12-.

Apnea	Descenso Pre.				Ascenso						Pico					Descenso Post			
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Máx Rel	Mín Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1	Frecuencia 2	Frecuencia 3	Frecuencia 4	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)
11_15_1	5	0,13	104	20,8	4	0,11	88	22,0	0,99	0,88	3	0,5	0,12	0,37	0	1	0,08	68	68
11_15_2	4	0,11	92	23	4	0,18	148	37,0	1,003	0,81	3	0,12	0,5	0,25	0,12	5	0,1	80	16
11_18_1	5	0,1	82	16,4	7	0,16	128	18,3	0,99	0,83	4	0,5	0,25	0,25	0	5	0,1	84	16,8
11_18_2	4	0,08	64	16	7	0,24	196	28,0	1,11	0,86	2	0,25	0,12	0,65	0	4	0,18	144	36
11_21_1	3	0,12	96	32	6	0,22	176	29,3	1,06	0,84	3	0,625	0,12	0,12	0,12	5	0,12	96	19,2
11_21_2	5	0,09	76	15,2	4	0,09	72	18,0	1,03	0,91	1	0,37	0,5	0,12	0	3	0,06	52	17,3
11_23_1	5	0,11	88	17,6	4	0,22	180	45,0	1,04	0,82	6	0,37	0,37	0,12	0,12	5	0,12	96	19,2
11_24_1	5	0,14	116	23,2	5	0,28	228	45,6	1,09	0,8	9	0,25	0,25	0,12	0,37	2	0,11	88	44
11_28_1	4	0,06	48	12	3	0,28	224	74,7	1,14	0,86	2	0,37	0,25	0,25	0,12	5	0,18	144	28,8
11_28_2	3	0,05	44	14,6	4	0,1	80	20,0	0,94	0,84	1	0,37	0,5	0,12	0	3	0,06	48	16

Tabla 11: Valores de los parámetros analizados de cada característica morfológica de las apneas del ensayo nº11.

Apnea	Descenso Pre.				Ascenso						Pico					Descenso Post			
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Max Rel	Min Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1	Frecuencia 2	Frecuencia 3	Frecuencia 4	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)
16_18_1	4	0,08	68	17	6	144	24,0	0,18	1,02	0,84	1	0,25	0,25	0,5	0	2	0,06	52	26
16_19_1	5	0,05	44	8,8	3	64	21,3	0,08	1,004	0,92	5	0,62	0,12	0,25	0	4	0,09	76	19
16_21_1	2	0,02	20	10	6	92	15,3	0,11	1,06	0,94	8	0,75	0,25	0	0	1	0,02	16	16
16_21_2	5	0,11	85	17	6	120	20,0	0,15	1,04	0,89	9	0,25	0,5	0,25	0	2	0,06	48	24
16_22_1	3	0,06	48	16	6	108	18,0	0,13	1,07	0,93	3	0,5	0,37	0	0	5	0,12	96	19,2
16_22_2	5	0,05	44	8,8	6	100	16,7	0,12	1,09	0,96	5	0,62	0,25	0,12	0	4	0,09	76	19
16_22_3	3	0,05	44	14,66	8	88	11,0	0,11	1,02	0,91	5	0,75	0,12	0,12	0,12	3	0,09	72	24
16_23_1	4	0,066	52	13	5	104	20,8	0,13	1,05	0,92	9	0,75	0	0,12	0	1	0,05	44	44
16_23_2	4	0,15	124	31	6	132	22,0	0,16	1,09	0,92	4	0,5	0,25	0,25	0	5	0,05	40	8
16_23_3	1	0,09	76	76	9	80	8,9	0,1	1,08	0,97	3	0,62	0,25	0,12	0	2	0,08	64	32
16_24_1	4	0,1	84	21	8	104	13,0	0,13	1,05	0,91	6	0,75	0,12	0,12	0	4	0,07	58	14,5
16_24_2	3	0,06	52	17,33	9	84	9,3	0,1	1,02	0,92	9	0,87	0,12	0	0	1	0,05	40	40

Tabla 12: Valores de los parámetros analizados de cada característica morfológica de las apneas del ensayo nº16.

Como se ha comentado previamente, cuando la apnea sucede la secuencia RR aumenta bruscamente, por lo tanto los índices que a priori son más significativos son los que corresponden a esta región.

Se puede observar por ejemplo la gran variabilidad existente en el incremento de altura de todas las apneas. El máximo valor registrado es de 228 milisegundos, mientras que el valor mínimo es de 64, por lo tanto entre estas dos apneas hay una diferencia del 356%. En la velocidad del incremento también se encuentra mucha desproporción, por ejemplo el valor mínimo registrado es de 8.9 milisegundos por latido, mientras que el valor máximo es de 74.7 milisegundos por latido. La diferencia de velocidad del incremento entre estas dos apneas es del 840%.

Con esto datos se pretende hacer ver la gran variabilidad dentro del mismo parámetro y la dificultad extra que reportará el clasificar apneas entre estos intervalos y excluir patrones que no sean de apnea.

Una posible solución es intentar encontrar grupos de apneas las cuales tengan unas características similares, de este modo acotar el máximo posible los intervalos de cada una de las condiciones y así evitar obtener una gran cantidad de falsos positivos. Para ello, y observando los datos, se ha preferido hacer una clasificación respecto a la velocidad de incremento de la secuencia RR. En las tablas 13, 14 y 15 se pueden ver los 3 grupos seleccionados con sus respectivos parámetros.

Apnea	Descenso Pre.				Ascenso						Pico					Descenso Post			
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Max Rel	Min Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1	Frecuencia 2	Frecuencia 3	Frecuencia 4	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)
11_15_2	4	0,11	92	23	4	0,18	148	37,0	1,003	0,81	3	0,12	0,5	0,25	0,12	5	0,1	80	16
11_23_1	5	0,11	88	17,6	4	0,22	180	45,0	1,04	0,82	6	0,37	0,37	0,12	0,12	5	0,12	96	19,2
11_24_1	5	0,14	116	23,2	5	0,28	228	45,6	1,09	0,8	9	0,25	0,25	0,12	0,37	2	0,11	88	44
11_28_1	4	0,06	48	12	3	0,28	224	74,7	1,14	0,86	2	0,37	0,25	0,25	0,12	5	0,18	144	28,8

Tabla 13: Valores de los parámetros analizados de cada característica morfológica de las apneas del grupo 1. El intervalo de clasificación sobre el valor de la velocidad del incremento es de 30 milisegundos por latido y superior.

Apnea	Descenso Pre.				Ascenso						Pico					Descenso Post			
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Max Rel	Min Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1	Frecuencia 2	Frecuencia 3	Frecuencia 4	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura	Velocidad Inc Altura
11_28_2	3	0,05	44	14,6	4	0,1	80	20,0	0,94	0,84	1	0,37	0,5	0,12	0	3	0,06	48	16
16_21_2	5	0,11	85	17	6	0,15	120	20,0	1,04	0,89	9	0,25	0,5	0,25	0	2	0,06	48	24
16_23_1	4	0,066	52	13	5	0,13	104	20,8	1,05	0,92	9	0,75	0	0,12	0	1	0,05	44	44
16_19_1	5	0,05	44	8,8	3	0,08	64	21,3	1,004	0,92	5	0,62	0,12	0,25	0	4	0,09	76	19
16_23_2	4	0,15	124	31	6	0,16	132	22,0	1,09	0,92	4	0,5	0,25	0,25	0	5	0,05	40	8
11_15_1	5	0,13	104	20,8	4	0,11	88	22,0	0,99	0,88	3	0,5	0,12	0,37	0	1	0,08	68	68
16_18_1	4	0,08	68	17	6	0,18	144	24,0	1,02	0,84	1	0,25	0,25	0,5	0	2	0,06	52	26
11_18_2	4	0,08	64	16	7	0,24	196	28,0	1,11	0,86	2	0,25	0,12	0,65	0	4	0,18	144	36
11_21_1	3	0,12	96	32	6	0,22	176	29,3	1,06	0,84	3	0,625	0,12	0,12	0,12	5	0,12	96	19,2

Tabla 14: Valores de los parámetros analizados de cada característica morfológica de las apneas del grupo 2. El intervalo de clasificación sobre el valor de la velocidad del incremento es de 20 a 30 milisegundos por latido.

Apnea	Descenso Pre.				Ascenso						Pico					Descenso Post			
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Max Rel	Min Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1	Frecuencia 2	Frecuencia 3	Frecuencia 4	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)
16_23_3	1	0,09	76	76	9	0,1	80	8,9	1,08	0,97	3	0,62	0,25	0,12	0	2	0,08	64	32
16_24_2	3	0,06	52	17,33	9	0,1	84	9,3	1,02	0,92	9	0,87	0,12	0	0	1	0,05	40	40
16_22_3	3	0,05	44	14,66	8	0,11	88	11,0	1,02	0,91	5	0,75	0,12	0,12	0,12	3	0,09	72	24
16_24_1	4	0,1	84	21	8	0,13	104	13,0	1,05	0,91	6	0,75	0,12	0,12	0	4	0,07	58	14,5
16_21_1	2	0,02	20	10	6	0,11	92	15,3	1,06	0,94	8	0,75	0,25	0	0	1	0,02	16	16
16_22_1	2	0,02	20	10	6	0,13	108	18,0	1,07	0,93	3	0,5	0,37	0	0	1	0,02	16	16
11_21_2	5	0,09	76	15,2	4	0,09	72	18,0	1,03	0,91	3	0,37	0,5	0,12	0	3	0,06	52	17,3
11_18_1	5	0,1	82	16,4	7	0,16	128	18,3	0,99	0,83	4	0,5	0,25	0,25	0	5	0,1	84	16,8
16_22_2	5	0,05	44	8,8	6	0,12	100	16,7	1,09	0,96	5	0,62	0,25	0,12	0	4	0,09	76	19

Tabla 15: Valores de los parámetros analizados de cada característica morfológica de las apneas del grupo 3. El intervalo de clasificación sobre el valor de la velocidad del incremento es de 8.9 a 20 milisegundos por latido.

Se puede observar en las tablas anteriores -Tablas 13, 14 y 15-, se puede distinguir entre tres tipos de apneas según los valores recogidos. En este aspecto, a priori, la característica que más información nos da sobre la diferenciación entre los tres tipos es la velocidad de incremento, ya que dependiendo de ésta el pico posterior varía.

Pese a todo se puede observar que sigue habiendo una gran variabilidad entre los valores máximos y mínimos de cada parámetro y de cada tipo, lo que a buen seguro se traduce en falsos positivos.

A continuación se describen las 3 agrupaciones de apneas, indicando las condiciones específicas para su clasificación y se muestran imágenes de ejemplo de cada agrupación, con el fin de poder apreciar diferencias o similitudes entre ellos.

Apnea de grupo 1

Las condiciones de clasificación, referentes al ascenso y pico, de la apnea grupo 1 son las siguientes.

	Ascenso						Pico				
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Max Rel	Min Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1	Frecuencia 2	Frecuencia 3	Frecuencia 4
Máximo	5,00	0,28	228,00	74,70	1,14	0,86	9	0,37	0,50	0,25	0,37
Mínimo	3,00	0,22	148,00	37,00	1,00	0,80	2	0,12	0,25	0,12	0,12

Tabla 16: Rango de valores de los parámetros de ascenso y pico de la apnea de grupo 1.

Este grupo se caracteriza principalmente por tener una velocidad de incremento de altura muy elevado, entre 37 y 74.7 milisegundos por latido -visto en Tabla 16-. El incremento de altura entre el mínimo y el máximo de la ventana también es muy elevado debido a que generalmente, este grupo de apneas se encuentran después de un suspiro de fatiga -o bostezo-. Lo que provoca un aumento más brusco de la secuencia RR, precisamente porque parte de un mínimo muy bajo.

También se puede apreciar que el tamaño del pico es muy variable, habiendo picos que se prolongan 2 latidos y picos que se prolongan 9 latidos. Lo que sí es remarcable es la distribución de frecuencias cerca del pico. Se pueden ver frecuencias altas en intervalos

de diferencias absolutas normalizadas altos. Eso es debido a que el ascenso de la secuencia RR es tan brusco que puede generar un sobre pico, o bien una variación en éste, no llegando a estabilizarse.

En la Figura 32 se puede observar las secuencias RR de las apneas de Tipo 1.

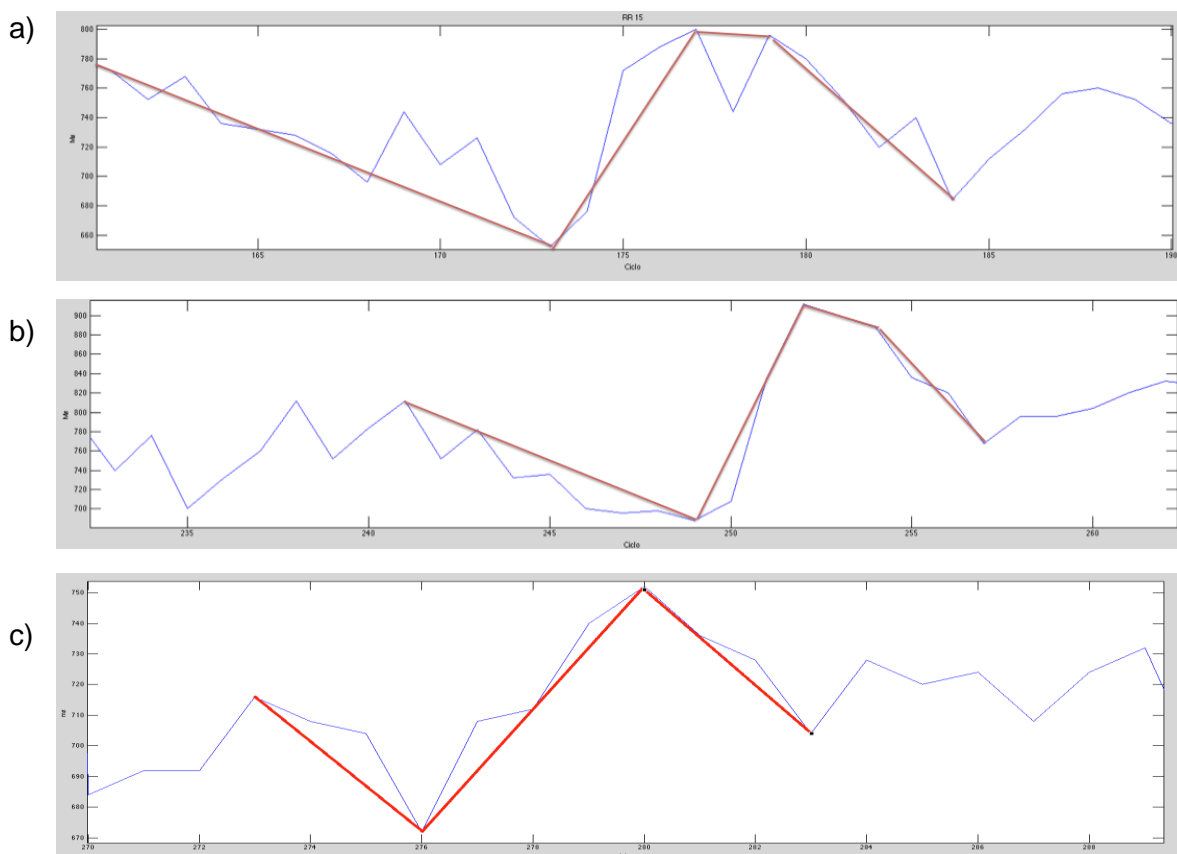


Figura 32: a) Señal de la secuencia RR de la apnea (11_15_2), b) Señal de la secuencia RR de la apnea (11_24_1), c) Señal de la secuencia RR de la apnea (11_28_1). En las imágenes se puede apreciar remarcadas las cuatro características a analizar.

Apneas de grupo 2

Las condiciones de clasificación, referentes al ascenso y pico, de la apnea grupo 2 son las siguientes.

	Ascenso						Pico				
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Max Rel	Min Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1	Frecuencia 2	Frecuencia 3	Frecuencia 4
Máximo	7,00	0,24	196,00	29,33	1,11	0,92	9	0,75	0,50	0,65	0,12
Mínimo	3,00	0,08	64,00	20,00	0,94	0,84	1	0,25	0,00	0,12	0,00

Tabla 17: Rango de valores de los parámetros de la apnea de grupo 2.

Se puede apreciar, en la tabla 17, un gran rango de valores en cada parámetro, del mismo modo que en el grupo 1. En este caso se ve como aumenta ligeramente el intervalo de ascenso respecto al grupo 1, lo que quiere decir que el aumento es más pausado. El incremento de altura también presentan grandes variaciones, ya que en este caso, este grupo de apneas puede aparecer, o no, después de un suspiro de fatiga.

Esto es debido a que una apnea posterior a un suspiro se caracteriza por tener un mínimo relativo muy bajo y un máximo relativo muy alto, hecho que no se cumple en todas las apneas de este grupo, ya que como se puede apreciar el valor mínimo del máximo relativo es 0.94, muy por debajo de los estimado para apneas que suceden después de un suspiro.

La distribución de frecuencias de las diferencias absolutas relativas de la zona de pico revelan de que hay una mayor cantidad de pequeñas diferencias absolutas, lo que quiere decir que los picos son ligeramente más planos que en el grupo anterior en su mayoría.

En la Figura 33 se pueden observar las secuencias RR de las apneas de grupo 2.

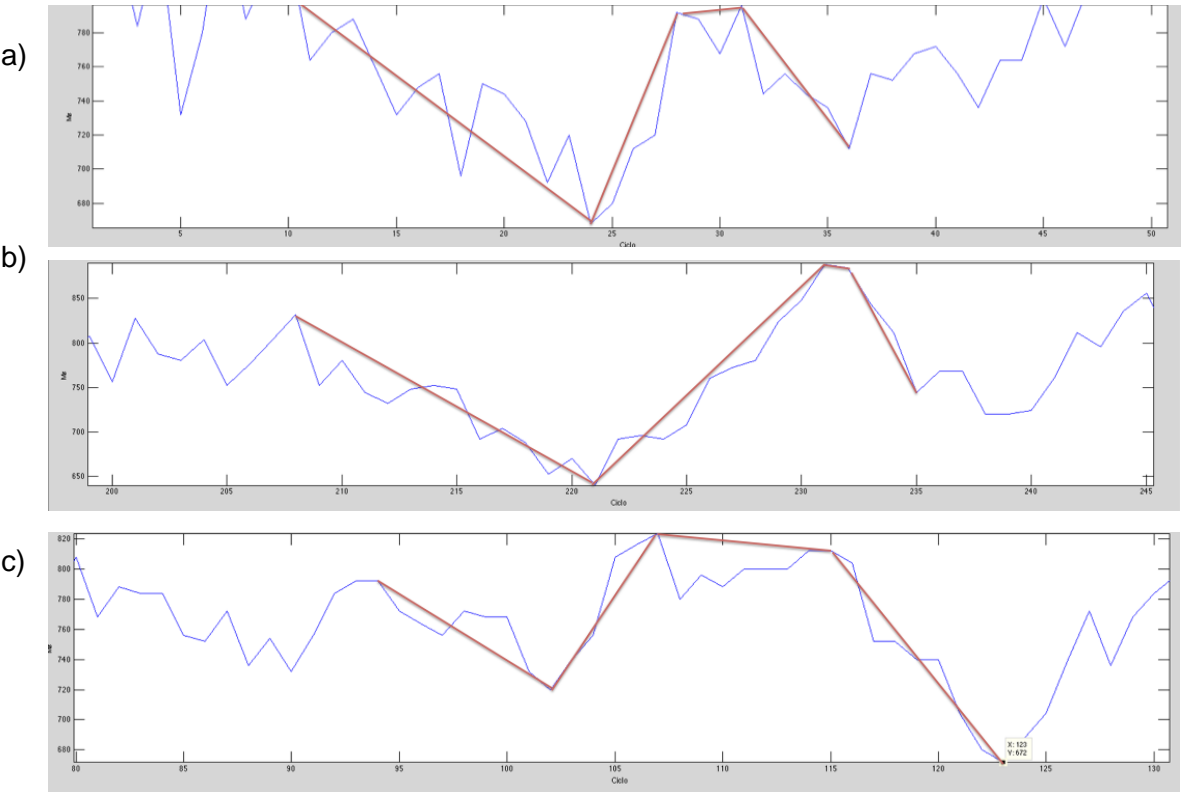


Figura 33: a) Señal de la secuencia RR de la apnea (11_18_1), b) Señal de la secuencia RR de la apnea (11_18_2), c) Señal de la secuencia RR de la apnea (16_23_1). En las imágenes se pueden apreciar remarcadas las cuatro características a analizar.

Apnea de grupo 3

Las condiciones de clasificación, referentes al ascenso y pico, de la apnea grupo 3 son las siguientes.

	Ascenso						Pico				
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura (ms)	Velocidad Inc Altura (ms)	Max Rel	Min Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1	Frecuencia 2	Frecuencia 3	Frecuencia 4
Máximo	9,00	0,16	128,00	18,29	1,09	0,97	9	0,87	0,50	0,25	0,12
Mínimo	4,00	0,09	72,00	8,89	0,99	0,83	3	0,37	0,12	0,00	0,00

Tabla 18: Rango de valores de los parámetros de la apnea de grupo 3.

En este grupo, como se puede observar en la tabla 18, el intervalo de ascenso es más prolongado que en los dos grupos anteriores, por lo tanto el ascenso es más prolongado y de menor incremento de altura. Este hecho facilita que no haya sobrepico y que se puedan ver unas frecuencias altas en diferencias absolutas normalizadas bajas, lo que conlleva a que los picos sean ligeramente más planos, como se pueden apreciar en los ejemplos de la Figura 34.

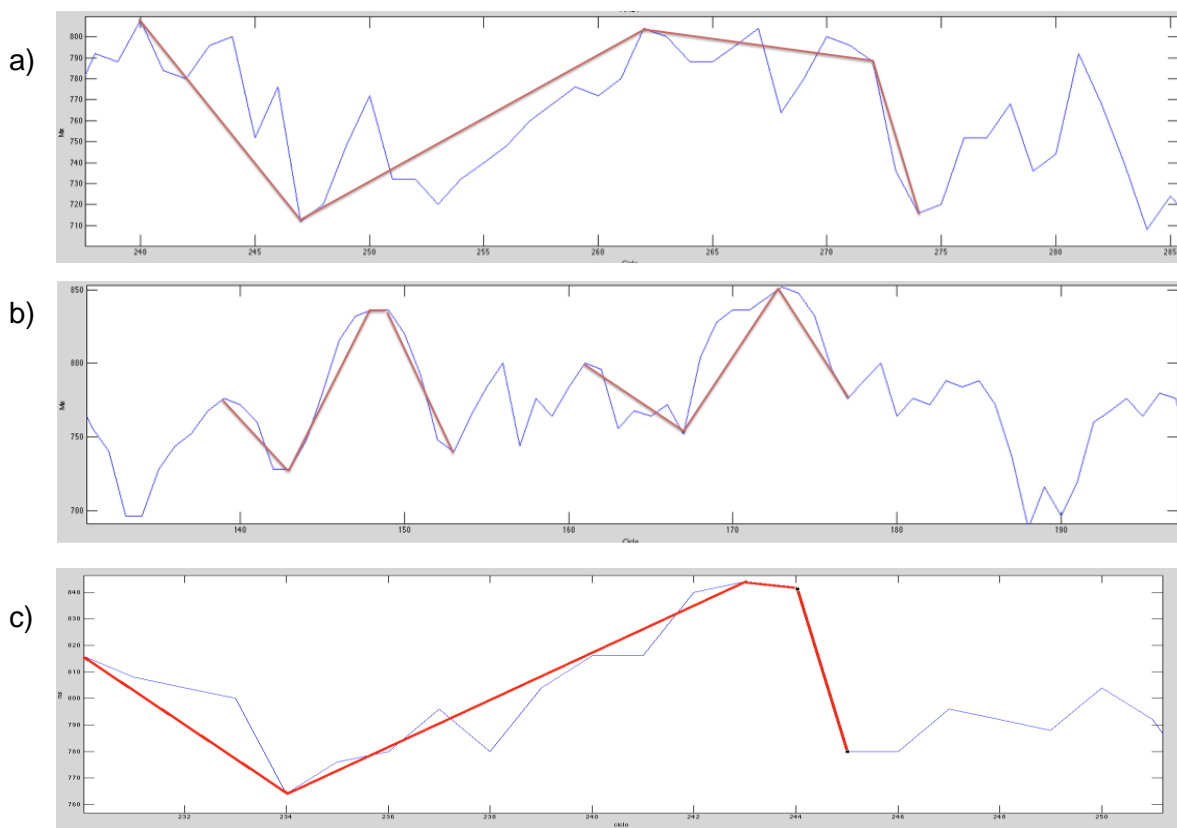


Figura 34: a) Señal de la secuencia RR de la apnea 16_24_2, b) Señal de la secuencia RR de las apneas 16_22_1 y 16_22_2, c) Señal de la secuencia RR de la apnea 16_23_3. En las imágenes se pueden apreciar remarcadas las cuatro características a analizar.

En la caracterización de ambos descensos se ha optado por no hacer una clasificación por grupos, ya que hay demasiada variabilidad entre los parámetros. Por lo tanto se ha hecho una caracterización única de ambos, tal y como se puede observar en la tabla 18.

	Descenso Previo				Descenso Posterior			
	Intervalo (Latidos)	Inc Altura relativa	Inc Altura	Velocidad Inc Altura	Max Rel	Min Rel	Intervalo (Latidos)	Frecuencia 1
Mínimo	5	0,15	124	76	5	0,18	144	68
Máximo	1	0,02	20	8,8	1	0,02	16	8

Tabla 19: Rango de valores de los parámetros de el descenso previo y del descenso posterior de todas las apneas encontradas.

Se puede apreciar en la tabla 19 que los parámetros de ambos descensos poseen demasiada variabilidad, lo que demuestra que no es posible caracterizarla correctamente con el método estudiado. Lo único que se puede garantizar es que existe tal descenso y que cumple con unas condiciones muy generales.

En el desarrollo del algoritmo se han optado, al no encontrar unos parámetros con valores ajustados y siguiendo un patrón, crear unas condiciones siguiendo la morfología general de la apnea. El algoritmo está dividido en los siguientes pasos.

1. Se establece una ventana de 15 latidos y se extraen los siguientes parámetros.
 - a. Intervalo.
 - b. Incremento de altura absoluta y relativa.
 - c. Máximo local relativo.
 - d. Mínimo local relativo.
 - e. Velocidad de incremento
 - f. Calculo de frecuencias de diferencias absolutas normalizadas en la zona del pico.
2. Se comprueba que en la ventana haya un pico que corresponda al máximo local y que no haya más de 3 picos, ya que hay regiones de similares características que las zonas de apnea pero que poseen mucha más variabilidad, provocando una gran cantidad de picos. De este modo se filtra ese tipo de regiones para que no se clasifiquen como apnea.
3. Se comparan dichos parámetros con las condiciones de clasificación de cada grupo de apnea. Si cumple las condiciones se marca como “posible apnea”.
4. De cada ventana de “posible apnea” se calculan una ventana previa y otra posterior, ambos de 5 latidos.
 - a. La ventana previa parte desde el mínimo local hasta los 5 latidos previos a éste.

- b. La ventana posterior parte desde el máximo local hasta los 5 latidos posteriores a éste.
 - c. De ambas ventanas se calculan los mismo parámetros que en la ventana de 15 latidos, exceptuando los parámetros de frecuencia, que ya no son necesarios.
- 5. Se comparan los parámetros de ambas ventanas con las condiciones de clasificación de las regiones de descenso. Si cumple ambas condiciones se marca la ventana como ventana de apnea.
 - 6. Las apneas detectadas se marcan en un vector de alarma no solapado de 20 posiciones. Este vector forma parte de una matriz resultante que contiene todas las regiones del ensayo, con las apneas debidamente marcadas. Esta matriz se comparará en la validación con la Gold Standard de apneas.

2.4.8 VALIDACIÓN DEL ALGORITMO CLASIFICADOR DE APNEAS

Una vez que se ha obtenido la matriz con las apneas clasificadas de todo el ensayo, se ha procedido a calcular los índices de fiabilidad, sensibilidad y especificidad del algoritmo.

Análogamente al algoritmo de validación de las regiones de lucha, se ha comparado de cada región de lucha del ensayo, su vector de alarma con el vector de Gold Standard referente a esa región. De este modo, se calcula tal y como se realizó en la validación de regiones de lucha, los índices descrito en el parágrafo anterior.

En esta ocasión, al haber mucha menos ventanas de apnea que ventanas de “no apnea”, no ha sido necesario realizar ningún sorteo entre las regiones de apnea, analizando en total 700 ventanas -380 y 320- entre el ensayo nº11 y el ensayo nº16.

CAPÍTULO 3: RESULTADOS OBTENIDOS Y CONCLUSIONES

En el siguiente apartado se expondrán los resultados obtenidos durante la realización del proyecto. Los resultados están divididos en dos grandes subapartados: detección de regiones de lucha y detección de apneas. En el primer apartado se expondrán los resultados obtenidos por el algoritmo de detección de regiones de lucha. Se estudiará su efectividad indagando en las ventajas e inconvenientes de su detección mediante un estudio estadístico.

En el segundo apartado se expondrán los resultados finales del proyecto, donde se podrán apreciar los resultados del algoritmo de detección de apneas y se comentarán las ventajas e inconvenientes de caracterizar este tipo de suceso en una señal tan variable como la secuencia RR.

También se comentarán las conclusiones llegadas después de la realización del proyecto y las posibles mejoras que se puedan acometer en la línea marcada por esta investigación.

3.1 RESULTADOS DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE REGIONES DE LUCHA.

Los resultados obtenidos mediante el estudio frecuencial de las diferencias absolutas normalizadas en los ensayos 11 y 16 son los siguientes. Al escoger solo una menor parte de las ventanas de lucha para su validación (explicado en 2.4.5), se han realizado sorteos entre estas para poder obtener una validación más exacta.

Resultados del ensayo nº11

A continuación se muestran, mediante la matriz de confusión -Figura 20- y los índices calculados -Figura 21-, los resultados obtenidos con el algoritmo de análisis de frecuencias de las diferencias absolutas normalizadas en el ensayo nº11.

ALARMA/GS	VIGILIA	LUCHA
Vigilia	7	0
Lucha	7	6

Tabla 20: Matriz de confusión (Sorteo 1) del ensayo nº11

INDICE	VALOR
Verdadero Negativo	7
Verdadero Positivo	6
Falso Positivo	7
Falso Negativo	0
Fiabilidad	0.65
Sensibilidad	1
Especificidad	0.5

Tabla 21: Índices calculados sobre el análisis del ensayo nº11 (Sorteo 1)

El número de ventanas, según el output del algoritmo:

- Ventanas de lucha = 13
- Ventanas de vigilia = 7

El número de ventanas, según la Gold Standard:

- Ventanas de lucha= 6
- Ventanas de vigilia=14

Se puede apreciar -Tabla 21- que el algoritmo detecta perfectamente las regiones de lucha, ya que las seis ventanas de lucha que aparecen marcadas en la Gold Standard ha sido detectadas, por lo tanto no se aprecia ningún falso negativo, y por ello se obtiene sensibilidad máxima.

Pero en cambio se detectan siete zonas de vigilia como zonas de lucha (FP), eso es debido al umbral escogido ya que la condición básica era disminuir al máximo los falsos negativos, el precio a pagar en este caso son siete falsos positivos. El índice de especificidad se ve afectado en este aspecto, reduciéndose hasta 0.5.

En el ensayo nº11 no tiene sentido sortear ya que todas las zonas de lucha han sido seleccionadas para la validación ya que cumplían la condición explicada en el apartado 2.4.5, por lo tanto el resultado nunca variaría.

En la siguiente Figura -Figura 35- se puede observar la gráfica de los resultados del algoritmo.

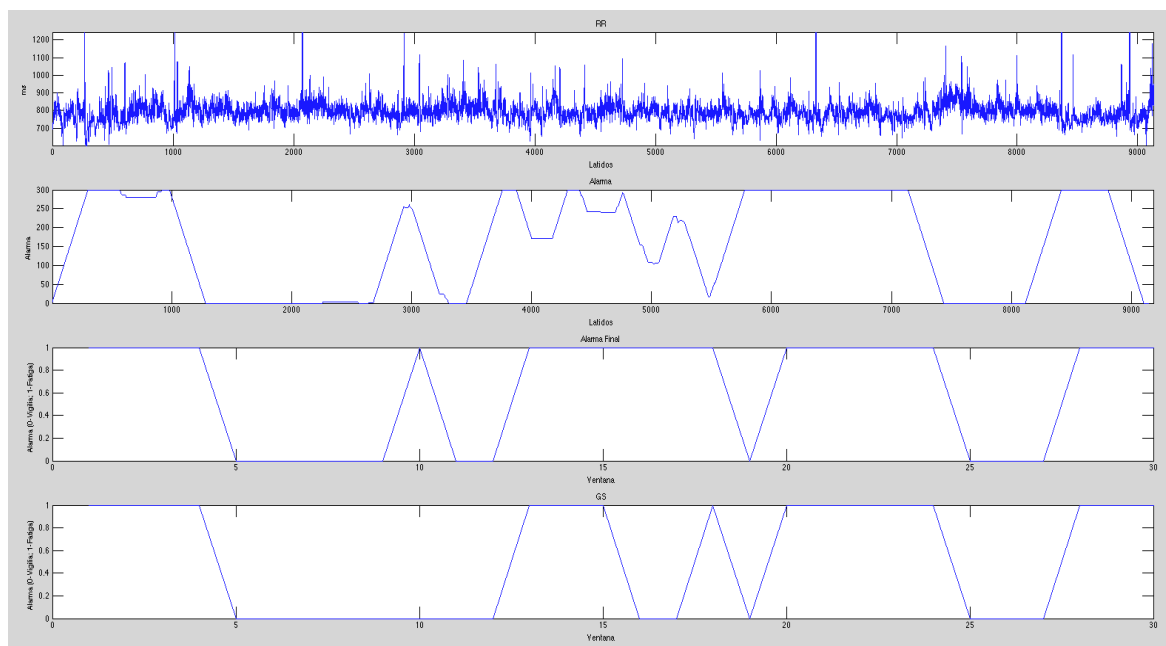


Figura 35. En orden superior a inferior. Secuencia RR del ensayo nº11; alarma obtenida mediante la ventana deslizante de 300 latidos; alarma final obtenida a partir del tratamiento de la alarma anterior; Gold Standard resultante del análisis del especialista.

Resultados del ensayo nº16 (SORTEO 1)

A continuación se muestran, mediante la matriz de confusión -Figura 22- y los índices calculados -Figura 23-, los resultados obtenidos con el algoritmo de análisis de frecuencias de las diferencias absolutas normalizadas en el ensayo nº16, sorteo 1.

ALARMA/GS	VIGILIA	LUCHA
Vigilia	8	0
Lucha	3	4

Tabla 22: Matriz de confusión (Sorteo 1) del ensayo nº16

INDICE	VALOR
Verdadero Negativo	8
Verdadero Positivo	4
Falso Positivo	3
Falso Negativo	0
Fiabilidad	0.8
Sensibilidad	1
Especificidad	0.72

Tabla 23: Índices calculados sobre el análisis del ensayo nº16 (Sorteo 1)

El número de ventanas, según el output del algoritmo:

- Ventanas de lucha = 7
- Ventanas de vigilia = 8

El número de ventanas, según el Gold Standard:

- Ventanas de lucha= 4
- Ventanas de vigilia= 11

Se puede observar -Tabla 23- que el algoritmo detecta perfectamente las regiones de lucha, ya que las seis ventanas de lucha que aparecen marcadas en la Gold Standard ha sido detectadas. Por lo tanto no se aprecia ningún falso negativo, y por ello se obtiene sensibilidad máxima. En cambio se vuelve a tener falsos positivos, tres en este caso, lo que provoca que la especificidad sea de 0.72.

A continuación -Figura 36- se puede observar el resultado del análisis del ensayo nº16.

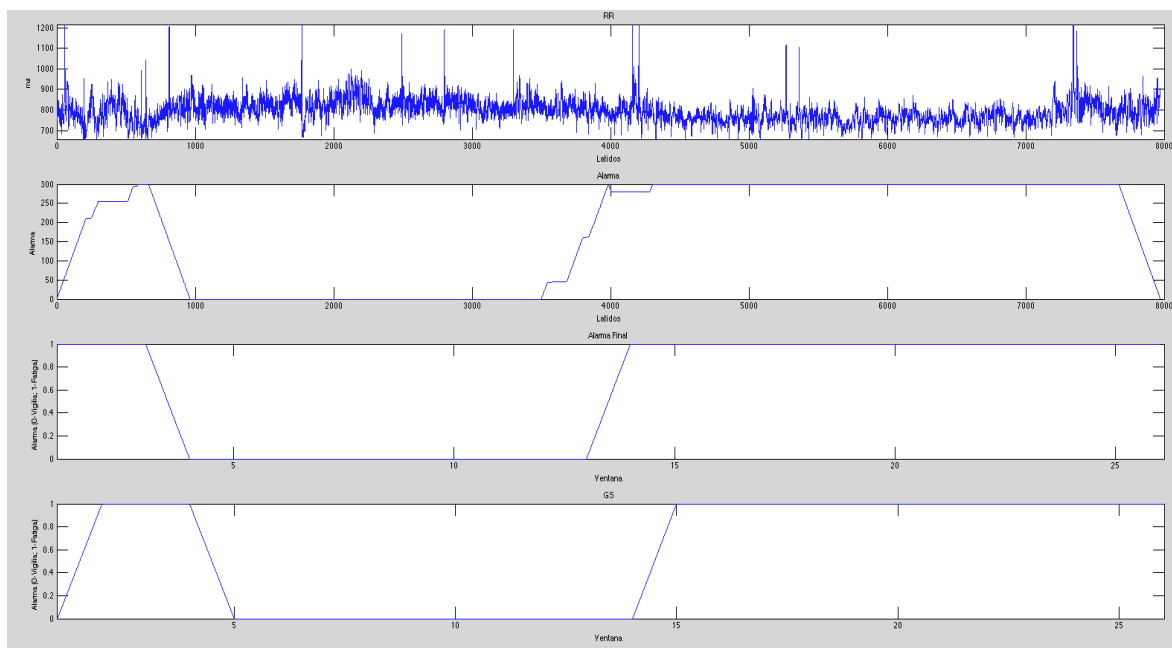


Figura 36. De orden superior a inferior. Secuencia RR del ensayo nº16; alarma obtenida mediante la ventana deslizante de 300 latidos; alarma final obtenida a partir del tratamiento de la alarma anterior; Gold Standard resultante del análisis del especialista.

Resultados del ensayo nº16 (SORTEO 2)

A continuación se muestran, mediante la matriz de confusión -Figura 24- y los índices calculados -Figura 25-, los resultados obtenidos con el algoritmo de análisis de frecuencias de las diferencias absolutas normalizadas en el ensayo nº16, sorteo 2.

ALARMA/GS	VIGILIA	LUCHA
Vigilia	8	1
Lucha	3	3

Tabla 24: Matriz de confusión (Sorteo 2) del ensayo nº16

INDICE	VALOR
Verdadero Negativo	8
Verdadero Positivo	3
Falso Positivo	3
Falso Negativo	1
Fiabilidad	0.73
Sensibilidad	0.75
Especificidad	0.72

Tabla 25: Índices calculados sobre el análisis del ensayo nº16 (Sorteo 2).

El número de ventanas, según el output del algoritmo:

- Ventanas de lucha = 6
- Ventanas de vigilia = 9

El número de ventanas, según el Gold Standard:

- Ventanas de lucha= 4
- Ventanas de vigilia= 11

Se puede observar -Tabla 25- que el algoritmo detecta 3 zonas de vigilia como zonas de lucha, por lo tanto se obtienen 3 falsos positivos. A parte se ha obtenido un falso negativo, lo que significa que una zona de lucha se ha detectado como zona de vigilia. Éste hecho penaliza la sensibilidad del algoritmo, que se reduce a 0.73, mientras que la especificidad se mantiene respecto al anterior análisis, 0.72.

Pese a que el objetivo era no obtener falsos negativos por todo lo que puede suponer, se asume que un solo falso negativo en todo el análisis es considerado como aceptable.

3.2 RESULTADOS DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE APNEAS

Los resultados obtenidos mediante el algoritmo de clasificación de apneas son los siguientes.

Resultados del ensayo nº11

A continuación se muestran, mediante la matriz de confusión -Figura 26- y los índices calculados -Figura 27-, los resultados obtenidos con el algoritmo de clasificación de apneas en el ensayo nº11.

ALARMA/GS	No Apnea	Apnea
No Apnea	337	0
Apnea	33	10

Tabla 26: Matriz de confusión obtenida de la clasificación de apneas en el ensayo nº11.

ÍNDICE	VALOR
Verdadero Negativo	337
Verdadero Positivo	10
Falso Positivo	33
Falso Negativo	0
Fiabilidad	0,91
Sensibilidad	1
Especificidad	0,91

Tabla 27: Índices calculados sobre la clasificación de apneas en el ensayo nº11.

Se puede observar en la tabla anterior -Tabla 27-, se han analizado un total de 380 ventanas de 15 latidos, repartidas en las 19 regiones de lucha detectadas previamente por el algoritmo anterior. Observando los índices, se aprecia que el algoritmo es muy sensible -100%-, detectando todas las apneas que estaban marcadas en la Gold Standard, y al mismo tiempo es bastante específico -91%-, ya que se obtienen 33 falsos positivos. Esto es debido a que los patrones de apnea no son únicos, ya que hay una enorme cantidad de formas de onda, y que muchas se confunden con regiones de normalidad.

Como se ha comentado en capítulos anteriores, la secuencia RR tiene una alta variabilidad precisamente por la cantidad de variables externas o internas que la modifican, por lo tanto llevar a cabo una caracterización de la señal es muy complicado. Por esa misma razón el algoritmo desarrollado se basa en los datos recopilados de las apneas encontrados en estos dos ensayos y trata de ajustarse a dichos datos. La variabilidad entre ellos hace de que las condiciones de clasificación de la apnea sean un tanto genéricas, permitiendo clasificar como apnea regiones de similares características.

En los resultados del ensayo nº16, mostrados a continuación, el sistema se sigue comportando de forma parecida.

Resultados del ensayo nº16

A continuación se muestran, mediante la matriz de confusión -Figura 28- y los índices calculados -Figura 29-, los resultados obtenidos con el algoritmo de clasificación de apneas en el ensayo nº16.

ALARMA/GS	No Apnea	Apnea
No Apnea	243	1
Apnea	66	11

Tabla 28: Matriz de confusión obtenida de la clasificación de apneas en el ensayo nº11.

INDICE	VALOR
Verdadero Negativo	243
Verdadero Positivo	11
Falso Positivo	66
Falso Negativo	1
Fiabilidad	0,79
Sensibilidad	0,91
Especificidad	0,78

Tabla 29: Índices calculados sobre la clasificación de apneas en el ensayo nº16.

Como se puede observar en la tabla anterior -Tabla 29-, se han analizado un total de 320 ventanas de 15 latidos, repartidas en las 16 regiones de lucha detectadas previamente por el algoritmo anterior. Observando los índices, se aprecia al igual que en los resultados del ensayo nº11, que el comportamiento del algoritmo es muy sensible, detectando prácticamente todas las apneas que estaban marcadas en la Gold Standard, exceptuando la apnea “16_23_2” que incumple la condición sobre el número máximo de picos permitidos. La ventana cuenta con más varianza de lo normal y por eso el algoritmo la descarta. De todos modos se obtiene una sensibilidad muy alta -91%- pero al mismo tiempo no es muy específico -78%-, ya que se obtienen 66 falsos positivos.

En total, entre los dos ensayos se han obtenido 99 falsos positivos para poder detectar 22 apneas, lo cual indica que las condiciones no son poco restrictivas. Eso se debe a la alta variabilidad de patrones que aparecen en la secuencia RR cuando sucede una apnea y también a la multitud de patrones independientes de la apnea que se asemejan mucho morfológicamente.

A continuación se podrán observar -Figura 37- regiones que no son consecuencia de una apnea y pero que son clasificadas como tales debido a la similitud morfológica.

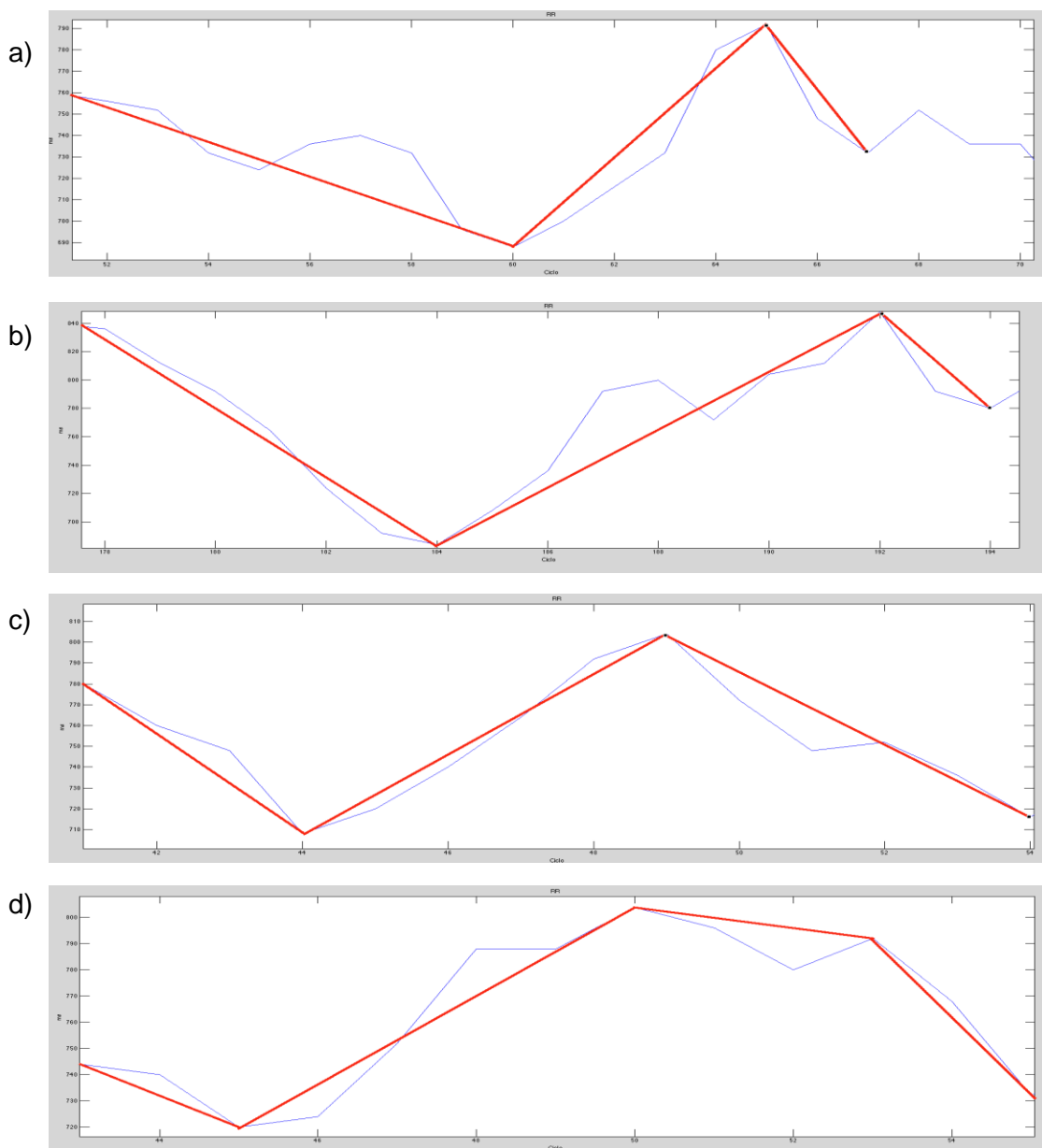


Figura 37: a) Secuencia RR del Falso Positivo "16_23_1". b) Secuencia RR del Falso Positivo "16_23_2". c) Secuencia RR del Falso Positivo "16_18_1". d) Secuencia RR del Falso Positivo "11_15_1". En todas las figuras están marcadas -en rojo- las características analizadas y que las asemejan a las apneas encontradas.

Tal y como se puede apreciar en la Figura 37, las "falsas apneas" detectadas por el algoritmo tienen muchas características similares a las apneas reales. Se observa que todas tienen en primer lugar un descenso de la secuencia RR, posteriormente un ascenso bastante pronunciado finalizado con un máximo local -pico-, que puede ser

plano -Figura 37: d)- o no plano -Figura 37: a), b) y c)-. Y finalmente, después del pico se produce un descenso de la secuencia.

Por lo tanto se entiende que se hayan clasificado como apneas ya que comparten gran parte de las características morfológicas básicas de la apnea en la secuencia RR.

3.3 CONCLUSIONES

Finalmente se comentan los métodos realizados junto a los resultados obtenidos, de los cuales se extraen las conclusiones finales de la realización de proyecto.

El primer objetivo de proyecto era acomodar la señal ECG para obtener una secuencia RR robusta. En el capítulo 2 se explican los métodos utilizados para conseguir ese propósito y los resultados obtenidos, con menos de un 0,5% de tasa de error. Por lo tanto se puede considerar que los métodos realizados son validos, tanto para señales con mucho ruido como sin él.

Después, como se ha podido apreciar también en el capítulo 2, para la detección de la apnea por sueño se han realizado dos estudios independientes. En primer lugar, se han estudiado métodos para detectar las regiones de fatiga, de las cuales se han podido extraer connotaciones positivas, tales como la distribución de frecuencia de las diferencias absolutas de la secuencia RR. Estas marcan un claro patrón que se pudo observar en el punto 2.4.5, donde las regiones de lucha poseen alta frecuencia en diferencias absolutas muy bajas y muy altas, mientras que las regiones de vigilia presentan más homogeneidad entre frecuencias.

El método fue validado con dos registros seleccionados expresamente debido a la calidad de la señal e incluidos en la base de datos cedida por Ficosa. Teniendo en cuenta el pequeño número de ensayos usados para la validación, y por lo tanto, las pocas muestras tanto de vigilia, fatiga como de apneas, los resultados se pueden considerar como aceptables.

En el capítulo 3 se pueden apreciar que los resultados obtenidos a partir de este método indican de que es un buen punto de partida para estudiar la variabilidad de la secuencia RR, con una fiabilidad del 80% en el mejor caso, una sensibilidad del 100% y finalmente una especificidad del 74% en el mejor caso también.

En el caso de la detección de apneas en las regiones de lucha, se han encontrado muchas más dificultades. El carácter caótico de la secuencia RR, en la cual influyen

muchas variables externas e internas, hace complicado una caracterización fiable de la morfología de la apnea. Mediante las apneas encontradas en los dos ensayos utilizados, se procedió a hacer un algoritmo que detectase tales apneas. Pero debido a la gran variabilidad morfológica entre ellas y a que se pueden encontrar patrones caóticos similares, las condiciones de clasificación del algoritmo se podrían tachar de demasiado generales.

Como se ha comentado anteriormente en el capítulo 3, los resultados obtenidos contienen más falsos positivos de los esperados a priori para la detección de apnea en la secuencia RR. En el caso del ensayo nº11 por ejemplo, se obtienen 33 falsos positivos de 380 ventanas analizadas, lo que hace bajar la especificidad del algoritmo hasta el 91%. En cambio, ya que el algoritmo está diseñado a medida y se ha utilizado los mismos ensayos para el test que para la validación, se obtiene únicamente un falso negativo, por lo tanto la gran mayoría de las apneas registradas han sido detectadas en los dos ensayos y como consecuencia, la sensibilidad del algoritmo es más elevada de lo que se podía esperar.

Por último, considerar que los objetivos principales se han cumplido satisfactoriamente visto los resultados obtenidos y sabiendo de la dificultad que este estudio atesora.

3.4 POSIBLES MEJORAS

Como posible ampliación del proyecto, se proponen unas líneas de investigación que, de buen seguro, mejorarían la fiabilidad del algoritmo.

En primer lugar, se propone validar el algoritmo con una gran cantidad de ensayos, extraídas de diferentes personas con un estado inicial de vigilia. De este modo se obtendrán muchos más patrones de vigilia y fatiga como para poder validar con más robustez el algoritmo de frecuencias de diferencias absolutas y dar por aceptada la hipótesis. También se obtendrían más patrones de apnea, muy útiles para hacer una correcta caracterización de la morfología de este suceso en la secuencia RR.

Como segunda línea a seguir, se propone revisar la heurística de detección de apneas. En el proyecto se han utilizado para la caracterización de apneas 22 regiones de éstas, y se han obtenido patrones de comportamiento similares pero coincidentes con muchos otros patrones considerados como normales. Es posible que obtener una mayor cantidad de apneas pueda servir para afinar más en la caracterización de éstas.

Dentro de la heurística de detección de apneas, sería interesante profundizar en ciertos puntos, como por ejemplo en tamaño óptimo de la ventana de análisis, establecida en 15 latidos según se pudo observar en los análisis previos de las 22 apneas recolectadas.

Por último, se propone profundizar en la detección de picos, ya que la apnea característica normalmente tiene un pico que se mantiene estable un cierto intervalo de tiempo, pero con una morfología no uniforme. Una buena detección de estos picos a buen seguro eliminaría una gran cantidad de falsos positivos del algoritmo desarrollado.

REFERENCIAS

- [1] Dirección General de Tráfico, ***“Otros factores de riesgo: El sueño, 2010, http://aplch.dgt.es/PEVI//documentos/catalogo_recursos/didacticos/did_adultas/suenio.pdf”***.
- [2] Noelia Rodríguez, Mireya Fernández, Juan José Ramos, Miguel Ángel García, Eduard Montseny, Daniel Bande, ***“Patente número US2011/0028857, agosto 2010”***.
- [3] Sebastian Canisius, Thomas Ploch, Volker Gross, Andreas Jerrentrup, Thomas Penzel, Karl Kesper, ***“Detection of Sleep Disordered Breathing by automated ECG analysis, Thomas Penzel, 30th Annual International IEEE EMBS conference 2008”***.
- [4] Miguel Ángel García, ***“Estudio de la variabilidad del ritmo cardíaco mediante técnicas estadísticas, espectrales y no lineales, Memoria Tesis doctoral, Miguel Ángel García, Febrero 1998”***.
- [5] Miguel Angel Garcia, Maria Aurora Filigrana, Noelia Rodriguez, Mireya Fernandez, Juan Ramos, ***“Changes in Heart Rate Variability Indexes due to Drowsiness in Professional Drivers Measured in a Real Environment; Group of Biomedical and Electronic instrumentation UPC”***.
- [6] Dra. Alonso Álvarez,” ***Interpretación de estudios de sueño. Método Convencional; Unidad de Sueño. Sección de Neumología, Hospital General Yagüe. Burgos”***.
- [7] Elena Mª Hernández Pereira, ***“TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL E INGENIERÍA DEL SOFTWARE PARA UN SISTEMA INTELIGENTE DE MONITORIZACIÓN DE APNEAS EN SUEÑO, Memoria de tesis doctoral, Universidad de A Coruña, Junio 2010”***.
- [8] Sistemas para vehículos que vigilan la salud del conductor ***“<http://www.xataka.com/tecnologia-en-el-coche/tecnologia-para-el-coche-sistemas-que-vigilan-la-salud-del-conductor>”***.

Referencias

- [9] Ron Knipling, ***“PERCLOS: A Valid Psychophysiological Measure of Alertness As Assessed by Psychomotor Vigilance, FEDERAL HIGHWAY ADMINISTRATION”***.
- [10] Dra. Teresa Silva Costa Gomes, ***“FISIOLOGÍA DEL SISTEMA NERVIOSO AUTÓNOMO (SNA)”***.
- [11] Proyecto final de máster Noelia Rodríguez, ***“DETECCIÓN DE SOMNOLENCIA EN CONDUCTORES BASADA EN EL ANÁLISIS DE PATRONES RESPIRATORIOS”, UPC 2011.***

ANEXO 1: ALGORITMOS

Algoritmo Principal

```
function [analisis_variabilidad] = analisis_estadistico(ECG,gs,gs_apn)

    if nargin ~= 3
        msgbox('No introdujo los valores requeridos','Error','error');
        return;
    end
    frec_muestreo=250;
    distancia_picos=84;% no permitimos dist.picos menores a 1/3 segundo,
se utiliza como medida previa para evitar picos de ruido
    ventana=499; % hace ventanas de 500 muestras (2s)
    porcentaje=0.5; %El primer umbral es el 50% del tamaño del máximo
local

    disp('----PREPROCESADO----');
    ecg_filt = filtro_Resp(ECG,frec_muestreo); %PASO BANDA 0.5-25 HZ
    ecg_diff=diff(ecg_filt);%REALZA PICOS R / DERIVACIÓN
    ecg_diff=((ecg_diff').^2);%ELEVA AL CUADRADO LA SEÑAL

    disp('----DETECCIÓN DE PICOS----');
    %DETECCIÓN DE PICOS R. RETORNA LA POSICIÓN DE LOS PICOS Y LOS
UMBRALES.
    [pos_rr,umbrales] =
deteccion_picos (ECG,ecg_diff,ventana,porcentaje,distancia_picos);

    disp('----CALCULANDO RR----');
    [ rr_final,rr_rob,rr,frec_cardiaca,vector_RR] = calculo_rr(
pos_rr,frec_muestreo );

    disp('----CALCULANDO ÍNDICES ESTADÍSTICOS GENERALES----');
    estadisticas_generales= estadisticas(rr_final,length(rr_final));

    disp('----CALCULANDO ÍNDICES ESTADÍSTICOS 300 LATIDOS----');
    salto=300;
    estadisticas_ventana= estadisticas(rr_final,salto);

    disp('----CARACTERIZACIÓN----');
    umbral_std=45;
    umbral_std_80=30;

    [analisis]=caracterizacion(salto,umbral_std,umbral_std_80,pos_rr,estadist
icas_ventana);

    disp('----ANÁLISIS DE FRECUENCIAS-----');
```

```

[alta_variabilidad_sobre_rr,estructura_datos] =
frecuencias_diff_abs(0.38,rr_final, analisis.media_caracterizacion);

disp('----VALIDACIÓN REGIONES DE LUCHA-----');
salto=300;%latidos

[resultado_validacion,alarma_variabilidad,ventanas,num_ventanas_lucha] =
validacion(gs,salto,alta_variabilidad_sobre_rr,rr_final);
num_ventanas_lucha

disp('----DETECCIÓN DE APNEAS----');
[estructura , resultados_apn]=
busca_apneas_2(ventanas,num_ventanas_lucha, analisis.media_caracterizacion
);

disp('----VALIDACIÓN DE APNEAS----');

resultado_validacion_apn = validacion_apn(gs_apn,resultados_apn);

disp('----CREANDO ESTRUCTURA DE DATOS----');

resultados_rr=struct('frecuencia_respiratoria',frec_cardiaca,'rr_final',r
r_final,'vector_RR',vector_RR,'senal_filt',ecg_diff);
analisis_variabilidad.resultados_rr=resultados_rr;
analisis_variabilidad.analisis_variabilidad=resultado_validacion;
analisis_variabilidad.analisis_variabilidad=resultado_validacion_apn;
analisis_variabilidad.estadísticas_ventana=estadísticas_ventana;
analisis_variabilidad.estadísticas_generales=estadísticas_generales;

disp('-----FINAL-----');

end

```

Detección de picos R

%%Este algoritmo recibe la señal filtrada, el tamaño de ventana y dos umbrales. Retorna la una lista con los picos R detectados y el umbral adaptativo de cada región.

```
function [ pos_rr,umbrales] =
deteccion_picos(ECG,ecg_diff,ventana,porcentaje,distancia_picos )
%variables de iteración%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
x=1; %picos
p=1; %pos_rr (picos corregidos)
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%en cada ventana, calculamos el umbral de corte y buscamos los
%puntos que cortan ese umbral.
accum=0;
j=1;
umbrales=zeros(1,length(ecg_diff)-ventana);

for i=1:ventana:length(ECG)-ventana
    bloque=ecg_diff(i:i+ventana-1);%Ventana deslizante
    umbral=max(bloque).*0.3;
    if (umbral >0)
        [pks,r]=findpeaks(bloque,'MINPEAKHEIGHT',umbral); %busca picos
    end
    umbral=mean(pks)*porcentaje; %umbral adaptativo de la ventana

    r=find(bloque>umbral); %posición de picos
    accum=accum+length(r);

    picos(p:accum)=r+i;% acumulamos los picos de la región
    umbrales(i:i+ventana)=umbral;%acumulamos umbral
    p=p+length(r);
end
%Filtramos subpicos que se forman al cortar un pico horizontalmente.
%Si la distancia entre picos es menor que el umbral, no lo cogemos.
for k=1:length(picos)-1
    dif=picos(k+1)-picos(k);
    if(dif > distancia_picos)
        pos_rr(x)=picos(k);
        x=x+1;
    end
end
end
```

Cálculo de secuencia RR

%%El algoritmo recibe la posición de los picos R y la frecuencia de
 %%muestreo. La salida del algoritmo nos aporta el vector RR final, vector
 %%RR robusto, vector RR inicial, vector de frecuencia cardiaca, vector de
 %%picos R en espacio temporal.

```
function [ rr_final,rr_rob,rr,frec_cardiaca,vector_RR] = calculo_rr(
pos_rr,frec_muestreo )

    vector_RR(pos_rr)=1; %creamos vector con picos en las posiciones R
    rr=zeros(1,length(pos_rr));
    %Calculamos distancia entre picos en milisegundos
    for i=1:length(pos_rr)-1
        aux=((pos_rr(i+1)-pos_rr(i))/frec_muestreo) *1000;
        rr(i)=aux;
    end

    %RR ROBUSTO VENTANA 5%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

    tam=length(rr);
    rr_rob(1:4)=median(rr(1:4)); %Mediana móvil

    for i=5:tam
        rr_rob(i)=median(rr(i-4:i-1));
    end

    %%%%% CORREGIMOS EL RR ORIGINAL%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

    %Corregimos nueva señal robusta
    rr_rob(1:end-2)=rr_rob(3:end);

    rr_fn=(rr>1.25*rr_rob | rr>1400);
    tasa_de_error_FN= sum(rr_fn)/length(rr_fn)*100

    rr_fp=(rr<0.8*rr_rob | rr<500);
    tasa_de_error_FP= sum(rr_fp)/length(rr_fp)*100

    error_total_porcentaje=tasa_de_error_FN+tasa_de_error_FP;

    %%%%% RR FINAL %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
    rr_final=zeros(1,length(rr));

    for i=1:length(rr_final)
        if (rr_fn(i)==1 | rr_fp(i)==1)
            rr_final(i)=rr_rob(i);
            frec_cardiaca(i)=(1000/rr_rob(i))*60; %latidos por minuto
        else
            rr_final(i)=rr(i);
            frec_cardiaca(i)=(1000/rr(i))*60; %latidos por minuto
        end
    end

end
```

Cálculo de estadísticas

```

%%Esta función usa una ventana de 300 latidos y calcula estadísticas y
índices de estimación de la variabilidad. El algoritmo
recibe la secuencia RR final y la longitud de la ventana.
function estadisitica= estadisticas(rr,longitud)

    if length(rr)<300
        longitud=length(rr);
    end
    salto=longitud-1;
    j=1;
    for i=1:length(rr)-salto
        %índices estadísticos
        estadisitica.ventana{j}=rr(i:i+salto);
        estadisitica.media(j)=mean(estadisitica.ventana{j});
        estadisitica.desv_std(j)=std(estadisitica.ventana{j});
        estadisitica.varianza(j)=var(estadisitica.ventana{j});
        estadisitica.moda(j)=mode(estadisitica.ventana{j});
        %índices de variabilidad
        estadisitica.freq_modal(j)=sum(estadisitica.ventana{j}==mode(estadisitica.ventana{j}));
        estadisitica.rango_rr(j)=max(estadisitica.ventana{j})-
min(estadisitica.ventana{j});
        estadisitica.HRV_index(j)=longitud/estadisitica.freq_modal(j);
        estadisitica.indice_de_carga=estadisitica.freq_modal(j)/(2*estadisitica.
moda(j)*estadisitica.rango_rr(j)*300);
        %Calculamos el 80% de la señal para hacer el diezmado
        index10=prctile(estadisitica.ventana{j},10);
        index90=prctile(estadisitica.ventana{j},90);
        count=1;
        for k=1:length(estadisitica.ventana{j})
            if(estadisitica.ventana{j}(k)<index90 &&
estadisitica.ventana{j}(k)>index10)
                estadisitica.porc_80(count)=estadisitica.ventana{j}(k);
                count=count+1;
            end
        end
        % estadísticas 80% señal
        estadisitica.media_80(j)=mean(estadisitica.porc_80);
        estadisitica.desv_std_80(j)=std(estadisitica.porc_80);
        estadisitica.var_80(j)=var(estadisitica.porc_80);
        estadisitica.max_80(j)=max(estadisitica.porc_80);
        estadisitica.min_80(j)=min(estadisitica.porc_80);
        freq_modal_80(j)=sum(estadisitica.porc_80==mode(estadisitica.porc_80));
        estadisitica.rango_rr_80(j)=max(estadisitica.porc_80)-
min(estadisitica.porc_80);

        estadisitica.HRV_index_80(j)=length(estadisitica.porc_80)/freq_modal_80(j);
        ventana=estadisitica.ventana{j};
        %Calculamos PNN5 con diferencias absolutas
        diferencias=zeros(1,length(ventana)-1);
        for k=1:length(ventana)-1
            diferencias(k)=abs(ventana(k)-ventana(k+1));
        end
        estadisitica.nn50=sum(diferencias>50);
        estadisitica.pnn50(j)=estadisitica.nn50/(length(ventana)-1);
        ventana=estadisitica.porc_80;
        j=j+1;
    end
end
end

```

Caracterización

%Este algoritmo recibe el tamaño de la ventana, los umbrales STD y STD_80, %la posición de los picos R y las estadísticas de cada ventana. El %algoritmo analizar las estadísticas de cada ventana y decidir que %ventanas son a priori de vigilia. De estas ventanas calcular la media de %caracterización.

```
function [ analisis ] =
caracterizacion(salto,umbral_std,umbral_std_80,pos_rr,estadisticas_ventana)

    %Se reserva memoria para las variables
    zonas_vigilia=zeros(1,length(pos_rr));
    zonas_lucha=zeros(1,length(pos_rr));
    bloques_caracterizacion=zeros(1,length(estadisticas_ventana.desv_std_80));
    j=1;
    for i=1:length(estadisticas_ventana.desv_std_80)
        %Para cada ventana miramos si cumple las condiciones establecidas
        if((estadisticas_ventana.desv_std_80(i)<umbral_std_80 &&
estadisticas_ventana.desv_std(i)<umbral_std))
            zonas_vigilia(i:i+salto-1)=zonas_vigilia(i:i+salto-1)+1;
            bloques_caracterizacion(i)=1;
            j=j+1;
        else
            zonas_lucha(i:i+salto-1)=zonas_lucha(i:i+salto-1)+1;
        end

    end

    %Calculamos de las ventanas de vigilia, la media de caracterización, media SRD
    y media STD_80
    media_caracterizacion= mean(estadisticas_ventana.media(
bloques_caracterizacion==1));
    std_caracterizacion= mean(estadisticas_ventana.desv_std(
bloques_caracterizacion==1));
    std80_caracterizacion= mean(estadisticas_ventana.desv_std_80(
bloques_caracterizacion==1));
    %Creamos estructura de datos
    analisis.zonas_baja_variabilidad=zonas_vigilia;
    analisis.zonas_alta_variabilidad=zonas_lucha;
    analisis.bloques= bloques_caracterizacion;
    analisis.media_caracterizacion=media_caracterizacion;
    analisis.std_caracterizacion=std_caracterizacion;
    analisis.std80_caracterizacion= std80_caracterizacion;
    analisis.zonas_baja_variabilidad_300lat=zonas_malas_ventana;
    analisis.zonas_baja_variabilidad_300lat=zonas_malas_ventana;
end
```


Detección de regiones de lucha

%% En esta función recibimos el umbral de la frecuencia máxima del intervalo 0 a 0.04, la secuencia RR robusta y la media de caracterización. El algoritmo retorna la alarma generada y una estructura con las frecuencias de cada ventana.

```
function [resultado_sobre_rr, estructura] = frecuencias_diff_abs(umbral, rr,
media_caracterizacion )

    resultado_sobre_rr=zeros(1,length(rr));% resultados mostrados sobre RRR
    salto = 299;
    p=1;
    for j=1:length(rr)-salto

        ventana=rr(j:j+salto);
        %Calculamos las frecuencias de cada intervalo

        [estructura{p}.freq_apn,estructura{p}.freq1,estructura{p}.freq2,estructura{p}.freq3,estructura{p}.freq4]=dif_abs_norm(ventana,media_caracterizacion);
        % si la frecuencia del intervalo 0 a 0.04 es superior al umbral, la
        % alarma aumenta en 1.
        if(estructura{p}.freq1 > umbral)
            resultado_sobre_rr(j:j+salto)=resultado_sobre_rr(j:j+salto)+1;
        end
        p=p+1;
    end

end
```

Calculo de frecuencias de diferencias absolutas normalizadas

```

%%En este algoritmo recibimos una ventana y la media de caracterización del
ensayo.
%%El algoritmo devuelve las frecuencias de cada uno de los intervalos.

function
[req_apn, req1, req2, req3, req4]=dif_abs_norm(ventana, media_caracterizacion)
    %Caluclamos las diferencias absolutas de la ventana
    diferencias=zeros(1,length(ventana)-1);
    for k=1:length(ventana)-1
        diferencias(k)=abs(ventana(k)-ventana(k+1));
    end
    media=media_caracterizacion;
    %normalizamos
    dif_normalizada=diferencias/media;
    %Creamos los intervalos
    freq=-0.01:0.01:max(dif_normalizada);
    %Caluclamos las frecuencias acumuladas
    for i=1:length(freq)
        freq_acc(i)=sum(dif_normalizada<=freq(i))/length(dif_normalizada);
    end
    freq_acc(end+1)=1;
    %Calculamos frecuencias relativas
    for i=1:length(freq)-1
        freq_Noacc(i)=sum(dif_normalizada>freq(i) &
dif_normalizada<=freq(i+1))/length(dif_normalizada);
    end
    freq_Noacc(end+1)=1 - sum(freq_Noacc);
    freq_Noacc(end:100)=0;

    %Frecuencias entre diferencia mínima
    req_apn=freq_Noacc(1);

    % Frecuencia entre 0 y 0,04
    req1=sum(freq_Noacc(1:4));

    % Frecuencia entre 0,04 y 0,06
    req2=sum(freq_Noacc(5:6));

    % Frecuencia entre 0,06 y 0,12
    req3=sum(freq_Noacc(7:12));

    % Frecuencia entre 0,12 y máxima diferencia
    req4=sum(freq_Noacc(13:end));
end

```

Validación de regiones de lucha

```

%% Este algoritmo recibe la Gold Standard, el tamaño de la ventana, el vector de
alarma y la secuencia RR final
%% El algoritmo retorna los resultados de validación con todos los índices y la
matriz de confusión y el número de las ventanas de alta variabilidad.
%%El algoritmo evalúa el vector de alarma original (sobre RR) y lo
%%transforma en la alarma sobre ventanas de 300 latidos. Después compara
%%los resultados de la alarma final con la Gold Standard y calcula los
%%resultados.

function
[resultados_validacion,evaluacion_ventana,ventana_rr,ventanas_detectadas_alta_var
iabilidad] = validacion(gs,salto,av,rr_int)

    j=1;
    salto_real=salto-1;
    alarma_maxima_ventana= salto*300;
    contador_bloque=1;
    for i=1:300:length(av)-299
        alarma_ventana(j)=sum(av(i:i+299));
        ventana_rr{j}=rr_int(i:i+299);

        porcentaje_ventana(j)=alarma_ventana(j)/alarma_maxima_ventana;
        if(porcentaje_ventana(j)>0.4)
            %Si la ventana resulta tener alta variabilidad, guardamos las
            %posiciones reales del intervalo RR
            evaluacion_ventana(j)=1;

        else
            evaluacion_ventana(j)=0;
        end
        j=j+1;
    end

    gs_lucha=gs(:,1)';

    %establecemos la regla de validación
    %Seleccionamos todas las ventanas de vigilia según la goldstandar y
    %establecemos la regla para coger 3/7 de las ventanas de vigilia en
    %ventanas de lucha.

    %Evaluación = vector con los resultados seleccionados del algoritmo
    %ventana_final=vector de goldsstandard seleccionado
    ventanas_detectadas_alta_variabilidad=find(evaluacion_ventana==1);
    j=1;
    k=1;
    for i=1:length(gs_lucha)
        if(gs_lucha(i)==1)
            aux_ventana_av(j)=gs_lucha(i);
            aux_num_ventana_av(j)=i;

            j=j+1;
        else
            ventana_bv(k)=gs_lucha(i);
            num_ventana_bv(k)=i;
            evaluacion(k)=evaluacion_ventana(k);
            k=k+1;
        end
    end
end

```

```

num_bv=length(ventana_bv);
num_av=floor((3/7)*num_bv);

if( num_av>=length(aux_ventana_av))
    num_av=length(aux_ventana_av);
end

old=[];
for i=1:num_av
    sorteo=randi(length(aux_num_ventana_av),1,1);
    while (sum(old==sorteo)>0)
        1
        sorteo=randi(length(aux_num_ventana_av),1,1);
    end

    ventana_av(i)=aux_ventana_av(sorteo);
    num_ventana_av(i)=aux_num_ventana_av(sorteo);
    evaluacion(k)=evaluacion_ventana(aux_num_ventana_av(sorteo));
    k=k+1;

end

ventana_final=[ventana_bv ventana_av];

%validación
resultados_validacion.fiabilidad=sum(ventana_final==evaluacion)/length(evaluacion);
);
    resultados_validacion.vn=0;
    resultados_validacion.vp=0;
    resultados_validacion.fp=0;
    resultados_validacion.fn=0;
    for i=1:length(ventana_final)

        if(ventana_final(i)==0 && evaluacion(i)==0)
            resultados_validacion.vn=resultados_validacion.vn+1;
        else
            if(ventana_final(i)==1 && evaluacion(i)==1)
                resultados_validacion.vp=resultados_validacion.vp+1;
            else
                if(ventana_final(i)==1 && evaluacion(i)==0)
                    resultados_validacion.fn=resultados_validacion.fn+1;
                else
                    resultados_validacion.fp=resultados_validacion.fp+1;
                end
            end
        end
    end
    resultados_validacion.sensibilidad=
resultados_validacion.vp/(resultados_validacion.vp+resultados_validacion.fn);

resultados_validacion.especificidad=resultados_validacion.vn/(resultados_validacion.vn+resultados_validacion.fp);

end

```

Detección de apneas

```

%FUNCION QUE RECIBE TODAS LS VENTANAS DE LUCHA Y LA MEDIA DE
%CARACTERIZACIÓN DEL ENSAYO Y RETORNA UNA MATRIZ DE RESULTADOS DONDE SE
%MARCA EXACTAMENTE DONDE SE HAN ENCONTRADO LAS APNEAS EN CADA VENTANA DE
%LUCHA.

function [estructura , resultados]=
busca_apneas(ventanas,num_ventanas_lucha,media_caracterizacion)

ventanas_lucha=ventanas(num_ventanas_lucha);
%hacemos ventanas de 15 ciclos para la detección de apneas
salto=14;%tamaño ventana
secuencia=0;
sec=1;
%Inicializamos matriz de resultados
resultados=zeros(length(ventanas),20);
for cont=1:length(ventanas_lucha)
    %En cada iteración, cogemos una nueva ventana de lucha
    rr=ventanas_lucha{cont};
    media_rr_region=mean(rr);
    p=1;

    for j=1:length(rr)-(salto+1)
        %De cada región, hacemos ventanas solapadas de 15 latidos
        ventana=rr(j:j+salto);
        %Calculamos índices
        media_rr(p)=mean(ventana);
        estructura{cont,p}.rr=ventana;
        estructura{cont,p}.maximo=max(ventana);
        estructura{cont,p}.maximo_rel=max(ventana)/media_caracterizacion;
        estructura{cont,p}.minimo=min(ventana);
        estructura{cont,p}.minimo_rel=min(ventana)/media_caracterizacion;
        estructura{cont,p}.inc_altura=abs(estructura{cont,p}.maximo-
estructura{cont,p}.minimo);

estructura{cont,p}.inc_altura_rel=estructura{cont,p}.inc_altura/media_caracterizacion;
estructura{cont,p}.porc_pendiente=(( ventana(1)/ ventana(end)))*100;
        if (estructura{cont,p}.porc_pendiente<100)
            estructura{cont,p}.pendiente=1;%ascenso
            estructura{cont,p}.porc_pendiente=100-estructura{cont,p}.porc_pendiente;
        else
            estructura{cont,p}.pendiente=0;%descenso
            estructura{cont,p}.porc_pendiente=estructura{cont,p}.porc_pendiente-100;
        end
        pos_max=find(ventana== estructura{cont,p}.maximo);
        pos_min=find(ventana==estructura{cont,p}.minimo);
        estructura{cont,p}.intervalo=(abs(pos_max(1)-pos_min(1)));
        estructura{cont,p}.velocidad_inc=
estructura{cont,p}.inc_altura/estructura{cont,p}.intervalo;
        estructura{cont,p}.media_rr_region=media_rr_region;
        estructura{cont,p}.media_rr_ventana=media_rr(p);
        %Buscamos picos dentro de la ventana
        [estructura{cont,p}.peak_value, estructura{cont,p}.peak_location] =
findpeaks(ventana);

        if(sum(estructura{cont,p}.peak_value == estructura{cont,p}.maximo)==1 )
            %El pico detectado es el máximo de la región
            estructura{cont,p}.hay_pico=1;

localizacion_pico=estructura{cont,p}.peak_location(find(estructura{cont,p}.peak_value ==
estructura{cont,p}.maximo));
            %calculamos la distribución de frecuencias cerca del pico
            if(localizacion_pico>4 &&localizacion_pico<11)
                region_pico=ventana(localizacion_pico-4:localizacion_pico+4);

[estructura{cont,p}.freq_apn,estructura{cont,p}.freq1,estructura{cont,p}.freq2,estructura{c
ont,p}.freq3,estructura{cont,p}.freq4]=dif_abs_norm(region_pico,media);

```

```

else
    estructura{cont,p}.freq_apn=0;
    estructura{cont,p}.freq1=0;
    estructura{cont,p}.freq2=0;
    estructura{cont,p}.freq3=0;
    estructura{cont,p}.freq4=0;
end

else
    estructura{cont,p}.hay_pico=0;
    estructura{cont,p}.freq_apn=0;
    estructura{cont,p}.freq1=0;
    estructura{cont,p}.freq2=0;
    estructura{cont,p}.freq3=0;
    estructura{cont,p}.freq4=0;
end
%Condiciones para "posibles apneas"
if(estructura{cont,p}.pendiente==1 &&
estructura{cont,p}.hay_pico==1&&length(estructura{cont,p}.peak_value)<=3
)
    %Condición tipo 1
    if(estructura{cont,p}.velocidad_inc>=8.8 && estructura{cont,p}.velocidad_inc<=17 &&
estructura{cont,p}.intervalo>=6 && estructura{cont,p}.intervalo<=9 &&
estructura{cont,p}.maximo_rel<=1.1 && estructura{cont,p}.maximo_rel>=1.01 &&
estructura{cont,p}.minimo_rel>=0.91 && estructura{cont,p}.minimo_rel<=0.98 &&
estructura{cont,p}.freq1>0.35 && estructura{cont,p}.freq2<0.3 &&
estructura{cont,p}.freq3<0.15 && estructura{cont,p}.freq4<0.13 )
        secuencia(p)=1;
    else
        %Condición tipo 2
        if(estructura{cont,p}.velocidad_inc>=17 &&
estructura{cont,p}.velocidad_inc<=30 &&estructura{cont,p}.intervalo>=3 &&
estructura{cont,p}.intervalo<=7&& estructura{cont,p}.maximo_rel<=1.12 &&
estructura{cont,p}.maximo_rel>=0.94 && estructura{cont,p}.minimo_rel>=0.83 &&
estructura{cont,p}.minimo_rel<=0.94 && estructura{cont,p}.freq1<=0.75 &&
estructura{cont,p}.freq2<=0.5 && estructura{cont,p}.freq4<=0.13)
            secuencia(p)=2;
        else
            %Condición tipo 3
            if(estructura{cont,p}.velocidad_inc>=30 &&estructura{cont,p}.intervalo>=3
&& estructura{cont,p}.intervalo<=5&& estructura{cont,p}.maximo_rel<=1.15 &&
estructura{cont,p}.maximo_rel>=1 && estructura{cont,p}.minimo_rel>=0.80 &&
estructura{cont,p}.minimo_rel<=0.87 && estructura{cont,p}.freq4>=0.12 &&
estructura{cont,p}.freq1<0.38 && estructura{cont,p}.freq2<=0.5 &&
estructura{cont,p}.freq3<=0.26 && estructura{cont,p}.freq4<=0.4 &&
estructura{cont,p}.freq4>0)
                secuencia(p)=3;
            else
                secuencia(p)=0;
            end
        end
    end
end
else
    %Si no cumple estas condiciones, no es apnea.
    secuencia(p)=0;
end

if(secuencia(p)>0)
    if(p<=5)
        secuencia(p)=0;
    else
        pos_pico_max=j+pos_max(1)-1; %posición del pico máximo en la región completa
        pos_pico_min=j+pos_min(1)-1; %posición del pico mínimo en la región completa
        % Analizamos la ventana anterior al mínimo (previo al pico) y posterior al
        % pico para ver si cumple con las condiciones
        % características de la apnea
        salto2=5;
        ventana_ant=rr(pos_pico_min-salto2:pos_pico_min);
        if(pos_pico_max>285)

```

```

        ventana_post=rr(pos_pico_max: end);
    else
        ventana_post=rr(pos_pico_max: pos_pico_max+salto2);
    end
    %Calculamos características de la nueva ventana anterior
    %al mínimo, previo al pico
    max_vent_ant=max(ventana_ant);
    min_vent_ant=min(ventana_ant);
    pos_max_vent_ant=find(ventana_ant==max_vent_ant);
    pos_min_vent_ant=find(ventana_ant==min_vent_ant);
    intervalo_ant=abs(pos_max_vent_ant(1)-pos_min_vent_ant(1));
    incremento_altura_rel_ant=(max_vent_ant-min_vent_ant)/media_caracterizacion;
    velocidad_ant=(max_vent_ant-min_vent_ant)/intervalo_ant;
    media_vent_ant=mean(ventana_ant);
    if (ventana_ant(end)>max_vent_ant)
        pendiente_ant=1;
    else
        pendiente_ant=0;
    end
    %Calculamos características de la nueva ventana posterior
    %al pico máximo
    max_vent_post=max(ventana_post);
    min_vent_post=min(ventana_post);
    pos_max_vent_post=find(ventana_post==max_vent_post);
    pos_min_vent_post=find(ventana_post==min_vent_post);
    intervalo_post=abs(pos_max_vent_post(1)-pos_min_vent_post(1));
    incremento_altura_rel_post=(max_vent_post-
min_vent_post)/media_caracterizacion;
    velocidad_post=(max_vent_post-min_vent_post)/intervalo_post;
    media_vent_post=mean(ventana_post);
    if (ventana_post(end)>max_vent_post)
        pendiente_post=1;%ascenso
    else
        pendiente_post=0;%descenso
    end
    %%caracterizamos la región previa a la apnea (descenso ant)
    if(velocidad_ant>=8.8 && velocidad_ant<=76 && intervalo_ant<=5 &&
intervalo_ant>=1 && incremento_altura_rel_ant<=0.159 && incremento_altura_rel_ant>=0.02)
        cond1=1;
    else
        cond1=0;
    end

    %%caracterizamos la región previa a la apnea (descenso post)
    if(velocidad_post>=8 && velocidad_post<=68 && intervalo_post<=6 &&
intervalo_post>=1 && incremento_altura_rel_post<=0.19 && incremento_altura_rel_post>=0.02)
        cond2=1;
    else
        cond2=0;
    end
    %%si no cumple las condiciones, eliminamos esa posible apnea
    if( (pendiente_ant==1 && pendiente_post==1) || cond2==0 || cond1==0 )
        secuencia(p)=0;
    end

end

end

p=p+1;
end

%Eliminamos apneas repetidas, propio del uso de ventanas solapadas
secuencia(end+1:300)=0;
apnea=0;
contador=1;
primera=0;
sec_final=0;
for k=1:length(secuencia)

    if(secuencia(k)>0 && primera==0)
        apnea=apnea+1;
    end
end

```

```

        posicion_apn(contador)=k;
        contador=contador+1;
        primera=1;
        sec_final(k)=1;
    else

        sec_final(k)=0;
        if(secuencia(k)==0)
            primera=0;
        end
    end
end
end

%%Finalmente usamos ventanas no solapadas de 15 latidos y ordenamos las
%%apneas. Finalmente rellenamos la matriz de resultados.
pos=1;
for k=1:15:length(sec_final)
    vent_alarma=sec_final(k:k+14);
    if(sum(vent_alarma)>0)
        resultados(num_ventanas_lucha(cont),pos)=1;
    else
        resultados(num_ventanas_lucha(cont),pos)=0;
    end
    pos=pos+1;
end
for k=1:length(resultados)

    resultados(k,21)=(sum(resultados(k,:)>0));
end
end
end

```


Validación del detector de apneas

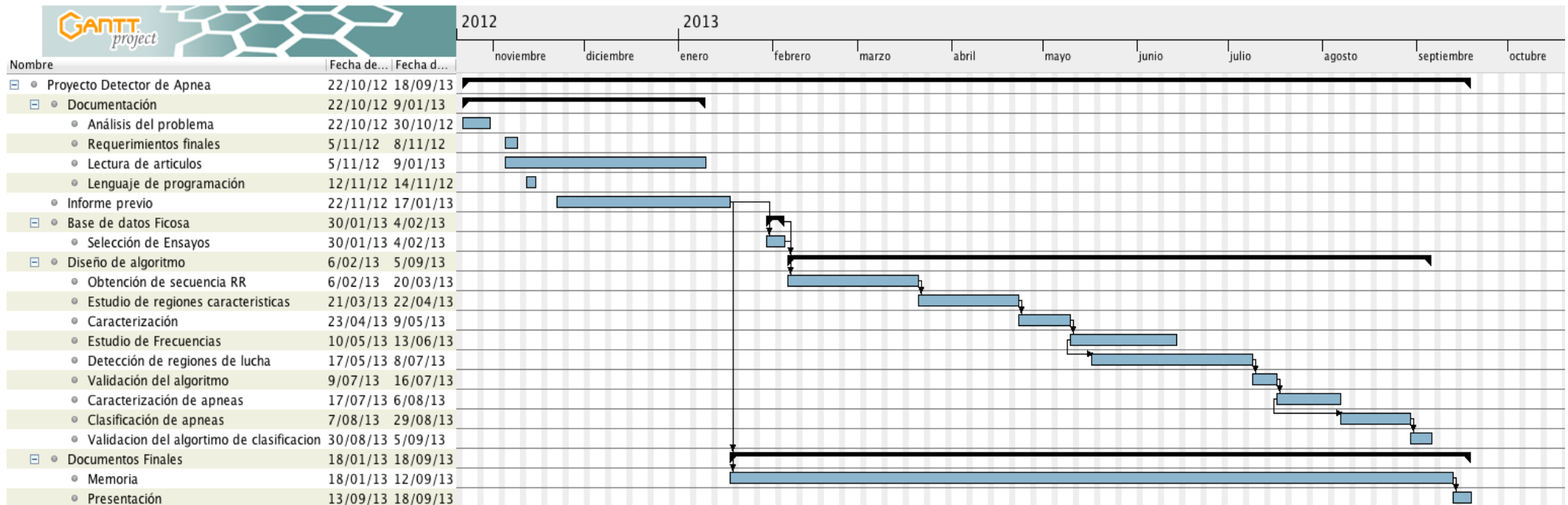
```

%%ESTA FUNCIÓN RECIBE EL VECTOR DE RESULTADOS CALCULADOS POR EL ALGORITMO
%%DE DETECCIÓN DE APNEAS Y LA GOLD STANDARD DEL ENSAYO Y RETORNA LA MATRIZ
%%DE CONFUSIÓN Y LOS ÍNDICES CORRESPONDIENTES.
function res_validacion = validacion_apn(gs,res)
    tam=size(gs);
    vn=0;
    vp=0;
    fp=0;
    fn=0;
    ventanas_totales=0;
    %COMPARAMOS LAS VENTANAS DE RESULTADOS Y LAS DE GOLDSTANDARD, UNA A UNA
    for i= 1:tam(1)
        for j=1:tam(2)
            ventanas_totales=ventanas_totales+1;
            if(res(i,j)==0 && gs(i,j)==0)
                vn=vn+1;
            end
            if(res(i,j)==0 && gs(i,j)==1)
                fn=fn+1;
            end
            if(res(i,j)==1 && gs(i,j)==0)
                fp=fp+1;
            end
            if(res(i,j)==1 && gs(i,j)==1)
                vp=vp+1;
            end
        end
    end
    res_validacion.fiabilidad=(vp+vn)/ventanas_totales;
    res_validacion.sensibilidad= vp/(vp+fn);
    res_validacion.especificidad= vn/(vn+fp);
    res_validacion.ventanas_totales=ventanas_totales;
    res_validacion.vn=vn;
    res_validacion.fn=fn;
    res_validacion.fp=fp;
    res_validacion.vp=vp;
end

```

Anexo II: Planificación del proyecto

Diagrama de Gantt



Firmado por: Alejandro Rodríguez Ibáñez.

Bellaterra, 13 de Septiembre de 2013.

El proyecto nace de la necesidad de ofrecer un método de análisis de apneas por somnolencia que pueda ser utilizado con señales biológicas adquiridas sin contacto, como por ejemplo el ECG. Obtener señales biológicas con sensores sin contacto es muy importante en la monitorización de conductores, ya que la somnolencia al volante es una de las causas de accidente de tráfico más frecuentes, según el último estudio de la DGT.

La apnea es un indicador de que el usuario tiene síntomas de cansancio y por ello, en este proyecto, se hace un estudio de variabilidad de señales derivadas del ECG para detectar zonas de fatiga y después caracterización morfológica de la apnea para localizarlas en las regiones de fatiga.

El projecte neix de la necessitat d'oferir un mètode d'anàlisi d'apnees per somnolència que pugui ser utilitzat amb senyals biològics adquirits sense contacte, com per exemple el ECG. Obtenir senyals biològics amb sensors sense contacte és molt important en el monitoratge de conductors, ja que la somnolència al volant és una de les causes d'accident de trànsit més freqüents, segons l'últim estudi de la DGT.

L'apnea és un indicador de que l'usuari té símptomes de somnolència i per això, en aquest projecte, es fa un estudi de variabilitat de senyals derivats del ECG per detectar zones de fatiga i després caracterització morfològica de l'apnea per localitzar-les a les regions de fatiga.

This project was developed in order to achieve a method to analyze the presence of apneas due to drowsiness using physiological, i.e. Electrocardiography (ECG), data acquired with contactless sensors. To obtain physiological data with contactless sensors is the main objective in the drowsiness detection in real scenario field. Drowsiness while driving is one of the most frequent cause of accident according to the last DGT studies.

Apnea pattern is a direct indicia of drowsiness while doing complex tasks as driving. This project is focused on the study of the influence of these pattern on ECG variability in order to detect fatigue stages on this signal by the morphologic characterization of the apneas relates to fatigue stages.
